

DÉPARTEMENT DE GÉOGRAPHIE ET TÉLÉDÉTECTION

Faculté des lettres et sciences humaines

Université de Sherbrooke

LA TÉLÉDÉTECTION ET LES INDICES DE VÉGÉTATION
POUR LA DÉTECTION DE LA VÉGÉTATION ÉPARSE ET MOYENNEMENT
DENSE: CAS DE L'ENVIRONNEMENT URBAIN

Par

Abderrazak Bannari, 1963 -

I-1430

Thèse présentée pour l'obtention du grade de Philosophiae Doctor (Ph. D.)
en Télédétection

BIBLIOTHÈQUE U.S.

© Abderrazak Bannari, 1996

RÉSUMÉ

Abderrazak Bannari (1996), La télédétection et les indices de végétation pour la détection de la végétation éparse ou moyennement dense: cas de l'environnement urbain. Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec.

L'exploitation des données de télédétection spatiale et aéroportée peut être effectuée à l'aide d'un éventail important de démarches différentes. Celle présentée dans le cadre de cette thèse propose la transformation préalable de ces données en indices de végétation. Cette approche est bien connue dans d'autres champs d'applications, mais elle a un caractère novateur et original en milieu urbain qui se caractérise par une grande complexité et une forte hétérogénéité. L'intérêt de ces indices réside d'une part, au plan de l'évaluation de la densité du couvert végétal pour la détection des changements survenus dans le temps dans l'utilisation du sol et, d'autre part, au plan de l'amélioration de la précision de la classification pour la cartographie thématique. Dans la littérature, nous avons recensé une quarantaine d'indices de végétation qui ont été développés pour différentes applications et dans des conditions bien particulières, mais qui peuvent être incompatibles avec les particularités du milieu urbain.

Les objectifs spécifiques de cette thèse peuvent être formulés en deux points principaux. Premièrement, nous visons la mise au point d'un indice de végétation qui caractérise les couverts végétaux épars et moyennement dense, indépendamment des perturbations extérieures d'ordre physique, à savoir: l'effet des propriétés optiques des sols (couleur et brillance) qui sont liées à l'hétérogénéité et aux spécificités de cet espace, les perturbations introduites par l'atmosphère qui sont variables à l'échelle du temps et de l'espace, et l'effet de résolutions spatiale et spectrale propres aux capteurs. Ces facteurs contrôlent le processus d'interactions entre le rayonnement électromagnétique, l'atmosphère, le couvert végétal et le sol sous-jacent engendrant par conséquent des limitations assez sévères pour la détection des couverts végétaux à l'aide des indices de végétation. Deuxièmement, nous évaluons l'apport de l'indice de végétation à la précision de la classification pour la cartographie thématique. Pour ce faire, nous avons effectué nos analyses sur des données acquises au sol à l'aide d'un spectroradiomètre, des données aéroportées (MEIS-II) de résolutions spatiale (7 m) et spectrale (30 nm) étroites et d'autres données satellitaires (TM) de résolutions spatiale et spectrale larges. L'étude de la sensibilité des indices de végétation aux perturbations atmosphériques a été réalisée à l'aide du modèle de transfert radiatif H5S. Quant à l'analyse de l'apport de l'indice de végétation à la précision de la classification, nous avons utilisé l'algorithme du maximum de vraisemblance et vérifié la précision par le biais du coefficient de Kappa.

Afin d'étudier les propriétés spectrales des sols nus sur les couverts végétaux, nous proposons un modèle de transfert radiatif qui permet de décomposer la réflectance résultante mesurée au sol au-dessus d'un mélange "sol-couvert végétal" en deux composantes principales: la première est intrinsèque au couvert végétal et la seconde, propre au sol nu sous-jacent, est transmise à travers le couvert végétal. Les résultats des simulations au sol pour différents taux de couverture végétale et différentes couleurs et brillances des sols démontrent la performance du modèle proposé pour mettre en évidence l'effet des propriétés optiques des sols sur les réflectances spectrales individuelles et par conséquent, sur les indices de végétation.

D'après l'analyse des résultats obtenus, nous constatons qu'à partir des mesures au sol, des données aéroportées ou satellitaires et des simulations du modèle atmosphérique H5S, les indices de végétation convergent vers les mêmes conclusions et montrent qu'aucun indice ne reste stable et indépendant à l'égard de l'ensemble des effets extérieurs. En effet, chaque indice montre des forces et des faiblesses contradictoires, autrement dit, si l'un se montre résistant à un effet, il devient sensible aux autres et vice versa.

Toutefois, les indices TSAVI et ARVI se distinguent parmi les autres par des caractéristiques complémentaires. En se basant sur les performances propres à chacun de ces deux indices, nous proposons un nouvel indice de végétation: le TSARVI (Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index). Ce nouvel indice présente l'avantage de bien décrire la végétation éparse et moyennement dense indépendamment des effets des sols, de l'atmosphère et des caractéristiques des capteurs. Dès que le couvert atteint 20%, il possède un degré de précision plus élevé que le TSAVI (5%). Il peut être calculé à partir des données issues de tout autre capteur possédant le canal bleu. En l'absence de ce dernier, comme dans le cas du capteur HRV de SPOT, le TSAVI devient l'indice de végétation le plus approprié pour le milieu urbain.

Par ailleurs, les résultats de la classification montrent les limites de l'indice de végétation pour l'amélioration de la précision de la classification pour la cartographie thématique. En effet, les indices sont dérivés de la même information spectrale utilisée pour effectuer la classification; de plus, ils considèrent l'image comme une matrice où le traitement se fait pixel par pixel sans aucune considération ni des segments de l'image ni du voisinage du pixel central. Cependant, l'indice de végétation reste un excellent outil d'interprétation des images de télédétection, un indicateur des caractéristiques des couverts végétaux et un descripteur de l'évolution de la biomasse dans le temps et dans l'espace. Afin d'améliorer la précision de la classification d'une façon significative, il existe certes d'autres méthodes plus prometteuses.

ABSTRACT

The exploitation of spaceborne and airborne remote sensing data can be carried out by means of a panoply of different procedures. The one outlined in the framework of this thesis proposes the initial transformation of these data into vegetation indices. This approach is widely used in other fields of applications but it has an innovative and original character in the case of urban areas which are characterized by considerable complexity and heterogeneity. These indices are of considerable interest, on the one hand, for the evaluation of the density of the vegetation cover for the detection of land use changes incurred through time and, on the other hand, for the improvement of classification precision in mapping applications. In the literature, we have found references to over forty vegetation indices which were developed for different applications and in quite specific conditions but that can often be incompatible with the specificity of urban areas.

The specific objectives of this thesis are twofold. First, our goal is to develop a vegetation index which characterizes sparse and moderately dense vegetation covers, independently from exterior physical disturbances namely: the effect of soil optical properties, i.e. color and brightness, related to the heterogeneity and specificities of this environment, the disturbances introduced by the atmosphere which are variable through time and space and, the effect of spatial and spectral resolutions specific to each sensor. These factors control the interaction processes between the electromagnetic radiation, the atmosphere, the vegetation cover and the underlying soil and, consequently introduce quite severe limitations for the detection of vegetation covers using vegetation indices. Secondly, we evaluate the contribution of the vegetation index to classification precision for thematic mapping applications. For this purpose, we carried out our analyses based on ground-based spectroradiometric data, narrow spatial (7 m) and spectral (30 nm) airborne data (MEIS-II) and other wide spatial and spectral resolution satellite (TM) data. The study of the sensitivity of vegetation indices to atmospheric disturbances was carried out using the H5S radiative transfer model. As to the analysis of the contribution of the vegetation index to classification precision, we used the maximum likelihood algorithm, and verified the precision by means of the Kappa coefficient.

In order to study the spectral properties of bare soils on vegetation covers, we propose a radiative transfer model which permits to decompose the resulting reflectance measured at ground level over a "soil-vegetation cover" mixture into two principal components: the first is intrinsic to the vegetation cover and the second, characteristic of the underlying bare soil, is transmitted through the vegetation cover. The results of the ground simulations for different rates of vegetation cover and different soil colors and brightnesses demonstrate the performance of the proposed model for enhancing the effect of soil optical properties on individual spectral reflectances and consequently, on vegetation indices.

The analysis of the results based on the ground measurements, the airborne or satellite data and the simulations of the H5S atmospheric model show that the vegetation indices converge towards the same conclusions and demonstrate that none of the indices remains stable and independent in relation to overall exterior effects. Each index shows strengths and drawbacks in a contradictory way, in other words, if one appears resistant to one effect it becomes sensitive to the others and vice versa.

However, the TSAVI and ARVI indices are distinct from the others by their complementary characteristics. Based on the individual performances of these two indices, we propose a new vegetation index: the TSARVI (Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index). This new index has the advantage of adequately describing sparse or moderately sparse vegetation independently from soil effects, the atmosphere and sensor characteristics. When a 20% cover rate is reached, it has a higher degree of precision than the TSAVI (5%). It can be calculated from data derived from any other sensor having a blue channel. In the absence of the latter, as in the case of SPOT HRV, the TSAVI becomes the most adequate vegetation index for urban areas.

Moreover, the classification results show the limits of the vegetation index for improving classification precision in the context of thematic mapping. The indices are derived from the same spectral information used for the classification and, in addition they consider the image as a matrix where processing is executed pixel by pixel without consideration to either the image segments nor the neighborhood of the central pixel. However, the vegetation index remains an excellent tool for the interpretation of remote sensing images, an indicator of the characteristics of vegetation covers and a descriptor of biomass evolution through time and space. In order to improve classification precision in a significant way, there are surely more promising methods.

REMERCIEMENTS

Ce travail a pu être réalisé et mené à son terme grâce au soutien, à l'aide et aux encouragements de nombreuses personnes qu'il m'est agréable de remercier ici.

Qu'il me soit permis d'exprimer mes vifs remerciements à mon directeur de thèse, le Docteur Denis Morin dont l'appui scientifique, moral et financier m'a permis de mener à bien cette recherche. Je tiens également à remercier mon co-directeur de thèse, le Docteur Dong-Chen He pour ses précieux conseils sur la plan scientifique et pour sa collaboration bienveillante durant cette recherche.

Toute ma reconnaissance aux membres du jury pour le temps et l'attention qu'ils ont accordé pour la lecture et la correction de cette thèse.

Mes remerciements vont aussi aux professeurs A. Royer, F. Bonn et N. O'Neill (Centre d'Applications et de Recherches et Télédétection, CARTEL), pour leur collaboration durant toutes les phases de cette thèse, ainsi qu'à tous les professeurs du Département de Géographie et télédétection de l'Université de Sherbrooke.

J'ai eu la chance de pouvoir bénéficier de l'expérience du Docteur Alfredo Huete (University of Arizona, Tucson, U.S.A) dans le domaine des indices de végétation. Je lui exprime ma reconnaissance et mes remerciements de m'avoir accueilli au sein de son équipe de recherche, pour les conseils prodigieux qu'il m'a donnés durant mon séjour à Tucson et pour les données terrain sur lesquelles s'appuie notre modèle de transfert radiatif pour étudier l'effet des propriétés optiques des sols sur les indices de végétation. Je remercie aussi Dr. D. F. Post et monsieur A. K. Batchily (University of Arizona, Tucson, U.S.A) et Dr. J. Qi (USDA-ARS Water Conservation Laboratory, Phoenix, Arizona) pour leur collaboration et leurs suggestions fructueuses.

Mes remerciements vont également aux Dr. S. M. Till, Dr. J.R.Gibson, Dr. R. Gauthier, monsieur M. Buchheit et madame L. Hak (Centre Canadien de Télédétection, Division de l'acquisition des données) pour leur collaboration sincère et professionnelle durant mon séjour à leur Division.

Remerciements et reconnaissance vont de même à monsieur Paul Gagnon (CARTEL) pour la traduction de mes articles en anglais, et à monsieur Paul-André Chassé pour l'aide technique qu'il m'a offert au laboratoire de traitement d'images.

Mes sincères remerciements sont adressés également à messieurs M. O. Cherkaoui, M. Tarid et H. El Gaziani (Section de Topographie à l'Institut Agronomique et Vétérinaire Hassan II à Rabat au Maroc) et D. El Hadani (Centre Royal de Télédétection Spatiale à Rabat au Maroc) pour leur encouragement pour poursuivre mes études doctorales.

Je n'oublierai pas de remercier également tous ceux qui m'ont témoigné de l'amitié et qui ont apporté parfois leur aide technique à la réalisation de ce travail surtout monsieur H. Anys, D. Bossé, J. Boisvert, D. Haboudane, P. Lanciault, K. Adnane et Q.F. Xu.

La présente recherche a été financée par le Conseil de Recherche en Sciences Naturelles et en Génie (CRSNG) du Canada (OGP 000 5252, D. Morin). J'adresse mes remerciements au Ministère des Affaires Internationales du Gouvernement du Québec pour son support financier pour la réalisation de mon stage à l'Université d'Arizona à Tucson (U.S.A). Je remercie également l'Université de Sherbrooke de m'avoir accordé la bourse "institutionnelle" qui s'inscrit dans le programme du meilleur dossier scolaire au programme de doctorat en télédétection pour l'année 1994.

À mes chers parents,
pour le soutien et la confiance qu'ils m'ont toujours accordés.
À ma femme Jalila
Et à toute ma famille.

*"Le progrès de la connaissance se résume peut-être en une
meilleure compréhension de notre ignorance."*

Robert Massé

TABLE DES MATIÈRES

Résumé.....	ii
Abstract.....	iv
Remerciements.....	vi
Dédicace.....	viii
Table des matières.....	ix
Liste des figures.....	xiv
Liste des tableaux.....	xvii
Liste des abréviations.....	xix

CHAPITRE I: Introduction générale

1.1 Problématique de la recherche.....	1
1.2 Particularités du milieu urbain.....	4
1.3 Hypothèses et objectifs de la recherche.....	8
1.5 Organisation de la thèse.....	10
1.6 Secteur d'étude et présentation des données	13

CHAPITRE II: Les indices de végétation: étude bibliographique

2.1 Introduction.....	16
2.2 Les indices de végétation.....	20
2.3 Les effets sur les indices de végétation.....	30
2.3.1 La brillance du sol.....	31
2.3.2 La couleur du sol.....	40
2.3.3 L'atmosphère.....	41
2.3.3 Effets bidirectionnels.....	45
2.4 La typologie des indices de végétation.....	46
2.5 Conclusion.....	49

CHAPITRE III: Les corrections radiométriques et atmosphériques

3.1	Introduction.....	51
3.2	Le capteur "Thematic Mapper" du satellite Landsat.....	54
3.3	Le capteur MEIS-II.....	55
3.4	Les corrections atmosphériques.....	57
3.4.1	L'atmosphère en milieu urbain.....	57
3.4.2	Le modèle de simulations atmosphériques 5S.....	57
3.4.2.1	Conditions de géométrie d'éclairement de d'observation....	60
3.4.2.2	Conditions spectrales.....	63
3.4.2.3	Mesures de l'épaisseur optique au sol à 550 nm.....	66
3.4.2.4	L'absorption par les gaz.....	69
3.4.2.5	La diffusion atmosphérique.....	71
3.5	L'étalonnage du capteur.....	76
3.5.1	L'étalonnage relatif.....	76
3.5.2	L'étalonnage absolu.....	78
3.7	Conclusion.....	82

CHAPITRE IV: Les corrections géométriques

4.1	Introduction.....	83
4.2	Précision et choix des points d'appui.....	84
4.3	Méthode de rééchantillonnage.....	85
4.4	Géométrie de l'image TM.....	86
4.5	Géométrie de l'image MEIS-II.....	87
4.5.1	Distorsions de l'image MEIS-II.....	88
4.5.1.1	Effet d'attitude.....	88
4.5.1.2	Effet d'altitude et de la vitesse.....	92
4.5.2	Correction par la méthode polynomiale.....	92
4.5.3	Correction par la méthode photogrammétrique.....	95
4.6	Conclusion.....	99

CHAPITRE V: Analyse des indices de végétation à partir des mesures au sol et des données images

5.1	Introduction.....	100
5.2	Critères d'évaluation de l'indice de végétation.....	102
5.3	Évaluation à partir des mesures au sol.....	104
5.3.1	Simulations au sol.....	104
5.3.2	Modèle de transfert radiatif de premier ordre.....	109
5.3.3	Analyse des résultats.....	115
5.3.3.1	Aptitude du modèle de transfert radiatif de premier ordre....	115
5.3.3.2	Sensibilité des réflectances spectrales individuelles à la couleur et à la brillance des sols	117
5.3.3.3	Sensibilité des indices la couleur et de la brillance des sols.....	119
5.3.3.4	Sensibilité des indices à la présence de la végétation en fonction de différents taux de couverture.....	127
5.3.4	Conclusion partielle.....	133
5.4	Évaluation à partir des images aéroportée et satellitaire: MEIS-II et TM...	135
5.4.1	Sensibilité des indices la couleur et de la brillance des sols nus...	137
5.4.2	Sensibilité des indices à la présence de la végétation en fonction de différents taux de couverture.....	144
5.5	Conclusion.....	149

Chapitre VI: Analyse des effets atmosphériques et transformation du TSAVI au TSARVI

6.1	Introduction.....	152
6.2	Conditions de simulations.....	153
6.3	Analyse et discussion.....	153
6.4	Conclusion partielle.....	165
6.5	Transformation du TSAVI en TSARVI.....	166
6.5.1	Évaluation et discussion.....	169
6.6	Conclusion.....	176

CHAPITRE VII: Apport de l'indice de végétation à la classification

7.1	Introduction.....	178
7.2	Étapes de traitement.....	179
7.3	Précision de la classification.....	184
7.4	Analyse des résultats.....	188
7.4.1	Analyse de précision de chaque classe individuelle.....	188
7.4.2	Analyse de précision de la classification globale.....	191
7.4.3	Effet de la résolution spatiale: analyse statistique et visuelle.....	194
7.5	Conclusion.....	196

CHAPITRE VIII: Conclusions et recommandations

8.1	Conclusions.....	198
8.2	Recommandations.....	204

Références bibliographiques.....	208
----------------------------------	-----

Annexe 1: Distorsions de l'image aéroportée causées par les mouvements de l'avion.....	228
---	-----

Annexe 2: Résultats de la classification.....	229
---	-----

Annexe 3 : Bannari, A., Morin, D., Huete, A. R. and Bonn, F. J. (1995b) A Review of Vegetation Indice, <i>Remote Sensing Reviews</i> , vol. 13, p. 95-120,.....	230
---	-----

Bannari, A., Huete, A. R., Morin, D. and Zagolski, F. (1995e)
Effets de la couleur et de la brillance du sol sur les indices
de végétation. *International Journal of Remote Sensing*
vol. 17, No. 10, p. 1885-1906.

Bannari, A., Morin, D., Bénié, G. B. and Bonn, F. J. (1995)

A Theoretical Review of Different Mathematical Models
of Geometric Corrections Applied to Remote Sensing Images,
Remote Sensing Reviews, vol.13, p. 27-47.

Bannari, A., D. Morin and He, D. C. (1994)
High spatial and spectral resolution remote sensing for the
management of the urban environment.
First International Airborne Remote Sensing Conference
and Exhibition, Strasbourg, France, vol. III, p. 247-260.

Bannari, A., Gibson, J. R. et Morin, D (1993)
Le système GEOCOR pour les corrections géométriques
des images MEIS. Actes du 16^{ième} Symposium Canadien
sur la télédétection, Sherbrooke, Québec, Canada, p.165-171.

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	: Structure spatiale d'un pixel MSS dans un milieu urbain et exemples de position de pixels TM, SPOT et MEIS-II dans un même espace.....	5
Figure 1.2	: Mélange de la réponse spectrale au niveau du capteur satellitaire ou aéroporté en milieu urbain.	6
Figure 1.3	: Secteur d'étude	15
Figure 2.1	: Courbe générale de réflectance des végétaux	19
Figure 3.1	: Géométrie d'éclairement et d'observation.....	63
Figure 3.2	: Réponse spectrale typique des filtres du capteur TM	65
Figure 3.3	: Réponse spectrale typique des filtres du capteur MEIS-II.....	65
Figure 3.4	: Influence de l'atmosphère sur le signal mesuré au capteur.....	73
Figure 4.1	: Variation du lacet sur l'image.....	90
Figure 4.2	: Variation du tangage sur l'image	90
Figure 4.3	: Variation du roulis sur l'image	91
Figure 4.4	: Variation d'altitude sur l'image.....	91
Figure 4.5	: Correction géométrique de l'image MEIS-II (a) image originale, (b) image corrigée par un polynôme du second ordre, (c) image corrigée par la méthode photogrammétrique	94
Figure 4.6	: Géométrie de colinéarité.....	97
Figure 5.1	: Organigramme général.....	101
Figure 5.2	: Spectres mesurés des échantillons de sols étudiés	109
Figure 5.3	: Géométrie du signal à travers le couvert.....	110
Figure 5.4	: Étapes de la méthodologie.....	114
Figure 5.5	: Transmittance du couvert (a) et composantes principales, sol (b) et végétation (c), pour différents taux de couverture	116

Figure 5.6	: Effets de la couleur et de la brillance des sols nus sur les réflectances spectrales dans le rouge (a) et proche infrarouge (b), en fonction de différents taux de couverture	118
Figure 5.7	: Droite des sols nus simulée dans les bandes de TM	120
Figure 5.8	: Effets de la couleur et de la brillance des sols nus sur les indices de végétation (mesures au sol).....	124
Figure 5.9	: Sensibilité des indices de végétation aux couverts végétaux en fonction de différents taux de couverture et de différents sols.....	128
Figure 5.10	: Droites des sols nus propres aux données MEIS-II et TM.....	136
Figure 5.11	: Effets de la couleur et de la brillance des sols nus sur les indices de végétation dérivés à partir des images MEIS-II et TM.....	139
Figure 5.12	: Sensibilité des indices de végétation dérivés de MEIS-II et TM pour différents taux de couverture végétale	146
Figure 6.1	: Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain sur les indices de végétation dérivés du capteur MEIS-II.....	157
Figure 6.2	: Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain sur les indices de végétation dérivés du capteur TM.....	160
Figure 6.3	: Étapes de transformation du NDVI en TSARVI.....	167
Figure 6.4	: Droites de régressions linéaires des sols nus dans l'espace spectral apparent RB/PIR propre à chacune des images MEIS-II et TM....	171
Figure 6.5	: Effets de la couleur et la brillance des sols nus sur le TSARVI dérivé à partir des images de réflectances apparentes de MEIS-II et TM....	172
Figure 6.6	: Effets de la couleur et la brillance des sols nus sur le TSARVI comparativement aux indices TSAVI et ARVI.....	172
Figure 6.7	: Comportement du TSARVI et du TSAVI aux couverts végétaux, comparaison à partir de MEIS-II et TM	173
Figure 6.8	: Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain sur le TSARVI dérivé du capteur MEIS-II	175

Figure 6.9	: Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain sur le TSARVI dérivé du capteur TM.....	176
Figure 7.1	: Schémas des classifications.....	179
Figure 7.2	: Secteur d'étude pour la classification (extrait de la carte d'occupation des sols de la CUM de 1989).....	182
Figure 7.3	: Kappa conditionnel de chaque classe pour les trois schémas de classification cas de l'image TM.....	190
Figure 7.4	: Kappa conditionnel de chaque classe pour les trois schémas de classification cas de l'image MEIS.....	190
Figure 7.5	: Précision de la classification en fonction de la résolution spatiale..	195

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	: Synthèse chronologique des indices de végétation qui existent dans la littérature, depuis 1972 à 1994.....	21
Tableau 3.1	: Bandes spectrales du capteur Landsat-TM.....	54
Tableau 3.2	: Bandes spectrales du capteur MEIS-II.....	56
Tableau 3.3	: Les paramètres de la géométrie d'éclairement et d'observation.....	62
Tableau 3.4	: Valeurs de la transmission gazeuze moyenne.....	70
Tableau 3.5	: Valeurs de la transmission atmosphérique totale et de la réflectance intrinsèque à l'atmosphère	75
Tableau 3.6	: Paramètres d'étalonnage relatif du capteur Landsat-TM.....	79
Tableau 3.7	: Paramètres d'étalonnage relatif du capteur MEIS-II	80
Tableau 3.8	: Paramètres atmosphériques et facteur C à l'altitude du capteur MEIS-II	81
Tableau 3.9	: Paramètres atmosphériques et facteur C à l'altitude du capteur TM	82
Tableau 4.1	: Résultats de la méthode polynomiale	93
Tableau 4.2	: Résultats de la méthode photogramétrique.....	98
Tableau 5.1	: Échantillons de sols étudiés présentant une grande diversité de couleurs	108
Tableau 6.1	: Transmission atmosphériques pour différentes visibilités dans les bandes du capteur MEIS-II (Simulations à l'aide de H5S).....	154
Tableau 6.2	: Transmission atmosphériques pour différentes visibilités dans les bandes du capteur TM (Simulations à l'aide de H5S)	155
Tableau 6.3	: Coefficient de sur-correction atmosphérique (γ) pour différentes visibilités dans les bandes des capteurs TM et MEIS-II	164

Tableau 6.4	: Erreurs moyennes et maximales causées par les effets atmosphériques sur les indices de végétation en milieu urbain pour les capteurs TM et MEIS-II.....	165
Tableau 7.1	: Classes d'occupation du sol sélectionnées	183
Tableau 7.2	: Nombre de pixels des sites d'entraînement	184
Tableau 7.3	: Taux de classification.....	191
Tableau 7.4	: Test statistique Z entre les différentes classifications issues des données TM.....	192
Tableau 7.5	: Test statistique Z entre les différentes classifications issues des données MEIS-II	192

LISTE DES ABRÉVIATIONS

5S	: Simulation du Signal Satellite dans le Spectre Solaire,
AGVI	: Adjusted Green Vegetation Index,
ARVI	: Atmospherically Resistant Vegetation Index,
AVHRR	: Advanced Very High Resolution Radiometer,
AVI	: Ashburn Vegetation Index ou Angular Vegetation Index,
ASBI	: Adjusted Soil Brightness Index,
BNDT	: Base Nationale des Données Topographiques,
CARTEL	: Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection,
CCD	: Charge Coupled Device,
CCT	: Centre Canadien de Télédétection,
CLUMP	: Canada Land Use Monitoring Program,
CNES	: Centre National des Études Spatiales,
CUM	: Communauté Urbaine de Montréal,
DVI	: Differenced Vegetation Index,
EOS	: Earth Observing System,
GEMI	: Global Environment Monitoring Index,
GPS	: Global Positioning System,
GRABS	: Greenness Above Bare Soil,
GVI	: Green Vegetation Index,
GVSBI	: Greenness Vegetation and Soil Brightness,
HRV	: Haute Résolution dans le Visible,
IAURIF	: Institut d'Aménagement et d'Urbanisme de la Région d'Île de France,
LACIE	: Large Area Crop Inventory Experiment,
MEIS	: Multi-detector Electro-optical Imaging Scanner,
MGVI	: Misra Green Vegetation Index,
MNSI	: Misra Non Such Index,
MODIS	: Moderate Resolution Imaging Spectrometer,
MSAVI	: Modified Soil Adjusted Vegetation Index,
MSBI	: Misra Soil Brightness Index,
MSS	: MultiSpectral Scanner,
MTVI	: Multi-Temporal Vegetation Index,

MYVI	: Misra Yellow Vegetation Index,
NASA	: National Aeronautic and Space Administration,
NDGI	: Normalised Difference Greenness Index,
NDI	: Normalised Difference Index,
NDVI	: Normalised Difference Vegetation Index,
NOAA	: National Oceanic and Atmospheric Administration's,
NSI	: Non Such Index,
PNUE	: Programme des Nations Unis pour l'Environnement,
PVI	: Perpendicular Vegetation Index,
RI	: Redness Index,
RVI	: Ratio Vegetation Index,
SAVI	: Soil Adjusted Vegetation Index,
SBI	: Soil Brightness Index,
SBI	: Soil Background Line,
SIG	: Système d'Information Géographique,
SNI	: Système de Navigation Inertiel,
SPOT	: Système Probatoire d'Observation de la Terre,
TM	: Thematic Mapper,
TSARVI	: Transformed Soil Atmospherically Vegetation Index,
TSAVI	: Transformed Soil Adjusted Vegetation Index,
TVI	: Transformed Vegetation Index,
VIN	: Vegetation Index Number,
YVI	: Yellow Vegetation Index,

CHAPITRE I

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1.1 PROBLÉMATIQUE DE LA RECHERCHE

L'aménagement du territoire et l'amélioration de l'environnement devraient se baser sur une solide connaissance de l'occupation du sol et de son évolution dans le temps et dans l'espace. En milieu urbain, les données sur la végétation s'avèrent extrêmement intéressantes pour la mise en valeur des milieux naturels existants pour améliorer la qualité de vie des habitants. L'homme souhaite conserver un contact de plus en plus quotidien avec la nature; la végétation est le plus souvent associée à la qualité du cadre de vie. La végétation ne se limite pas à un rôle récréatif, décoratif ou symbolique. Elle présente dans le milieu urbain d'autres fonctions toutes aussi fondamentales, corrélées à la quantité et à la qualité de la densité végétale. Parmi ces fonctions, nous pouvons citer, le rôle bénéfique que joue la végétation sur la pollution atmosphérique (rôle épurateur) et sur le climat urbain (accroissement d'humidité relative, refroidissement et renouvellement de l'air) (IAURIF, 1987). Ces actions et ces fonctions de la végétation sur l'écosystème urbain varient selon les paramètres suivants: type d'association végétale, état sanitaire, localisation et densité de végétation.

Par ailleurs, durant les dernières décennies, la croissance urbaine s'est soldée par un empiétement et une détérioration des espaces naturels. Des milliers d'hectares de terre sont perdus au profit du développement immobilier et industriel (Charbonneau *et al.*, 1991). Les besoins croissants d'une population en expansion provoquent une modification

du paysage urbain. La qualité environnementale du territoire est devenue une préoccupation sans cesse croissante des organismes municipaux. Dans une municipalité, les projets d'aménagement doivent prendre en considération la protection des espaces naturels menacés par l'extension et le développement de la ville afin d'aboutir à un résultat harmonieux et former une véritable trame verte et un équilibre écologique urbain global.

Malheureusement, en milieu urbain, les données sur la végétation sont souvent inexistantes ou incomplètes. Les moyens classiques ne sont pas toujours adaptés à des études de ce genre. Les inventaires sur le terrain sont lourds à réaliser et demandent plusieurs mois d'analyse pour un territoire relativement limité, sans pouvoir prétendre à l'exhaustivité. La photogrammétrie et la photo-interprétation fournissent des documents précis mais ne permettant qu'une appréciation qualitative et non quantitative de la végétation. De plus, pour couvrir l'ensemble d'une région, une multitude de photos sont nécessaires, les missions aériennes sont coûteuses et ne peuvent être réalisées que tous les trois ou quatre ans. Devant la lourdeur des méthodes classiques, la télédétection spatiale et aéroportée fournit des informations originales, qualitatives et quantitatives sur de vastes territoires, à des coûts modérés et à intervalles réguliers. Les premières investigations montrent que l'utilisation de la technologie de la télédétection au lieu des techniques conventionnelles, en terme de coût d'investissement, peut donner un accroissement du rapport coût / bénéfice d'un ordre assez important (Epp et Whiting, 1989).

L'indice de végétation, dérivé à partir des données de télédétection, s'avère un paramètre indicatif de la qualité de vie urbaine, il constitue une source d'information potentielle originale susceptible d'intéresser les gestionnaires de l'espace urbain pour un meilleur suivi de l'état des couverts végétaux (IAURIF, 1986). Son intérêt réside d'une

part, au niveau de l'évaluation de la densité du couvert végétal et la détection des changements dans l'utilisation du sol survenues dans le temps (Baret, 1986) et, d'autre part, au niveau de l'amélioration de la précision de la classification pour une cartographie thématique (Bariou *et al.*, 1985; Qi *et al.*, 1991).

Les rares travaux dans la littérature sur l'utilisation des indices de végétation en milieu urbain nous réfèrent seulement à quatre indices: NDVI, RVI, PVI et TSAVI. Dans l'optique d'établir un «cadastre vert» sur la ville de Paris, l'Institut d'aménagement et d'urbanisme de la région d'Île de France (IAURIF, 1987) découvre dans l'indice NDVI un outil efficace et peu coûteux comparativement aux méthodes traditionnelles de gestion et d'évaluation des couverts végétaux urbains. En utilisant des données issues du capteur MSS de Landsat sur la ville de Sydney, en Australie, Forster (1983) a défini un indice de qualité résidentielle basé sur le pourcentage de végétation déterminé à partir d'un indice de végétation de type rapport (RVI). Pour réaliser une étude multidade sur la ville de Strasbourg, en France, le RVI donne satisfaction pour séparer le domaine urbain construit du domaine végétal et pour détecter les zones urbaines ayant subi une destruction de l'environnement végétal (CNES, 1982). Dans le même sens, Nicoloyanni (1990) utilise l'indice PVI comme information de base pour une analyse diachronique sur l'agglomération urbaine d'Athènes, en Grèce. Selon Collet et Abednego (1987), cet indice caractérise bien la végétation de faible densité en milieu urbain. Le TSAVI sert à cartographier la qualité phytosanitaire des espaces naturels en milieu urbain et présente une bonne corrélation avec les températures de surface (Charbonneau *et al.*, 1991).

Cependant, dans la littérature, il existe une quarantaine d'indices de végétation qui sont développés pour différentes applications et dans des conditions bien particulières;

lesquelles peuvent être incompatibles avec le milieu urbain (Bannari et al., 1995a). Si l'indice de végétation a donné une satisfaction dans certains domaines d'applications comme l'agriculture et la foresterie où la taille des champs est grande et le couvert végétal est assez important, la situation est différente pour l'espace urbain qui a ses propres particularités.

1.2 PARTICULARITÉS DU MILIEU URBAIN

La morphologie du paysage urbain se caractérise par une forte densité de lignes: rues, avenues, ponts, autoroutes, etc. Elle est nettement marquée par une hétérogénéité locale due à la grande variété des matériaux de constructions et de couvertures, dues aux zonages imposés par les règlements d'urbanisation qui regroupent: résidences, terrains de sport, espaces verts, etc. Les objets sont de tailles petites, spatialement distribués avec des densités et des configurations variées. Cette disparité du paysage entraîne une confusion d'éléments à l'intérieur d'un pixel et entre pixels (Charbonneau, 1984) et se répercute assez facilement sur l'image. Les premiers satellites ont été conçus pour étudier les ressources naturelles de vastes territoires et ne répondaient pas adéquatement à l'observation du milieu urbain (Forster, 1985; Welch, 1982). La résolution spatiale de cette première génération de satellites est largement supérieure aux objets observés en milieux urbains (Landsat-MSS). Entre autres, la limitation d'ordre spectral ne permet pas la discrimination entre diverses classes d'occupation du sol (Forster, 1982).

L'arrivée de la deuxième génération de satellites (Landsat-TM et SPOT) à résolution spatiale fine devait ouvrir de nouvelles perspectives dans le domaine de la gestion de l'information urbaine. La figure 1.1 représente schématiquement la structure spatiale d'un

pixel MSS de 80m dans un espace urbain, et des exemples de localisation possible de pixel TM de 30 m, SPOT de 20 m, et MEIS-II de 7,0 m. Comme on peut le constater, l'identification des éléments du paysage urbain est meilleure avec la résolution la plus fine (Welch, 1982), mais certains de ces pixels peuvent arriver en entier sur des espaces bâtis, d'autres sur des espaces entièrement végétalisés, ou d'autres sur les deux espaces à la fois (Bonn *et al.*, 1989). En conséquence, la réflectance enregistrée pour chaque pixel ne peut donc être que la moyenne des réflectances de cette unité.

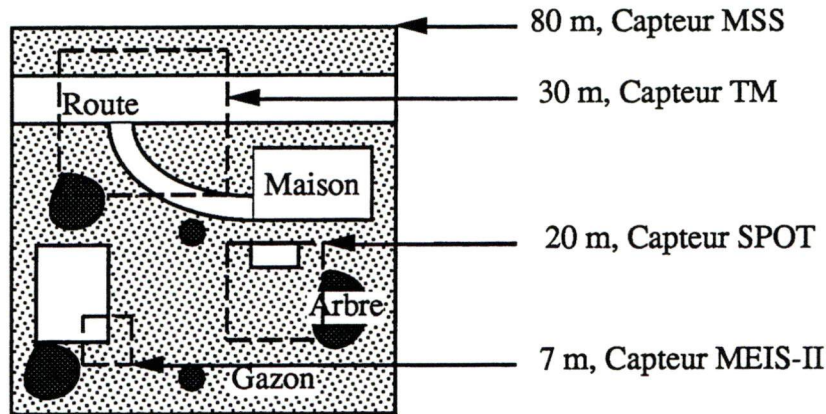


Figure 1.1: Structure spatiale d'un pixel MSS et exemples de position de pixels TM, SPOT et MEIS-II dans un même espace urbain.

Par ailleurs, malgré la finesse de la résolution spatiale des pixels qui permet d'identifier des éléments plus fins, elle n'a pas compensé les faiblesses causées par la grande différence spectrale entre les objets, comme le toit d'une maison et la végétation environnante. En effet, dans les zones urbaines à couvert végétal épars ou moyennement dense, un espace vert n'est pas une entité en soi, mais bien un mélange à proportions variables de zones herbacées, boisées, de sols nus, d'espaces construits, de voies de

communication, etc. La réponse spectrale du couvert végétal est donc automatiquement altérée par la présence de ces éléments de natures différentes. Ainsi, la réflectance d'une toiture de maison dépend de sa couleur, de sa brillance, de son âge, de son orientation, de son inclinaison, etc. (figure 1.2). Cette disparité du paysage entraîne une confusion spectrale d'éléments à l'intérieur d'un pixel et entre pixels ce qui ne favorise pas la distinction entre les classes au sol. Forster (1983) a montré qu'en milieu urbain la réponse spectrale d'un pixel est généralement constituée de 50 % des éléments qu'il présente au sol, le complément venant de ses voisins, ce qui influence donc la réflectance du couvert végétal. Ceci est défini comme un accroissement de l'indice de végétation dû aux variations des propriétés spectrales du minéral à cause de leurs couleurs et de leurs brillances et non à une augmentation du taux de couverture végétale (Escadafal et Huete, 1991).

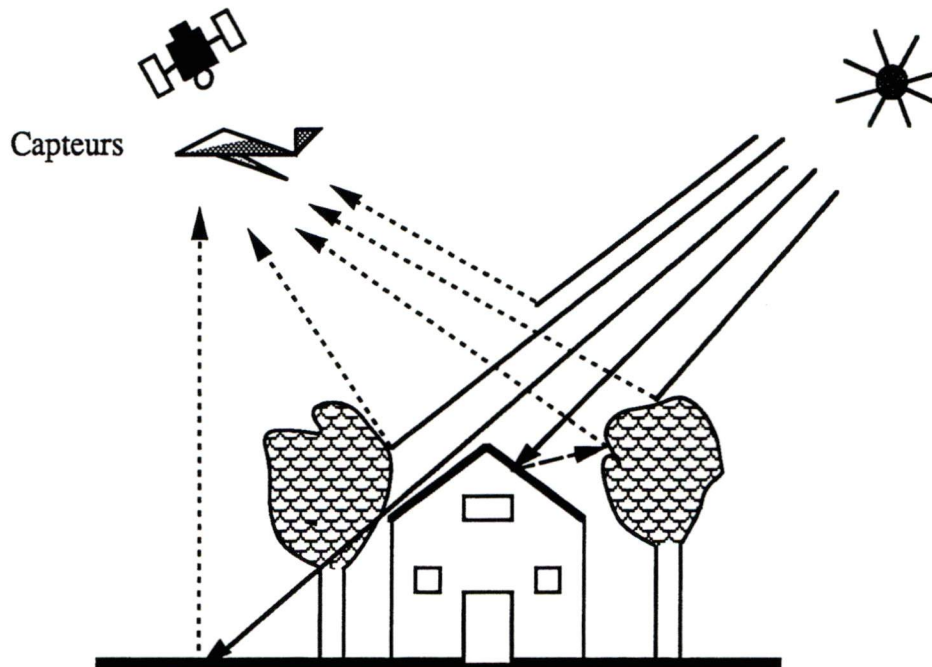


Figure 1.2: Mélange de la réponse spectrale au niveau du capteur satellitaire ou aéroporté en milieu urbain

Un autre problème de nature fondamentale résulte de la présence de l'atmosphère caractérisée par une grande variabilité quant à sa composition. En effet, l'atmosphère des régions "urbano-industrielles" est contaminée par divers gaz et par une quantité élevée de poussières ce qui peut limiter l'efficacité des indices de végétation pour une description précise des couverts végétaux ou pour faire des études multidates (Kaufman et Fraser, 1984). Afin de remédier à ce problème, Kaufman et Tanré (1992) proposent la création d'un nouveau canal "hybride" rouge-bleu qui est une combinaison du canal bleu et du canal rouge qui permet une auto-correction des effets atmosphériques.

La grande complexité du milieu urbain rend son étude délicate en même temps que fort stimulante. L'utilisation de l'un ou l'autre des indices de végétation pour caractériser la végétation urbaine peut être limité par un certain nombre de facteurs qui appartiennent à deux domaines différents mais complémentaires (Baret, 1986): un premier biologique et un second physique. Les facteurs biologiques caractérisent l'état du couvert par: la teneur en eau, l'âge, l'ombre, l'humidité des sols, la déficiences minérales, les attaques parasitaires (Guyot, 1989), la géométrie du couvert, l'espacement et l'orientation, la hauteur de la végétation, ainsi que la distribution des feuilles du couvert (Chance, 1981; Aase *et al.*, 1984; Jackson, 1986). Ces facteurs influencent la réflectance de la végétation et par conséquent l'indice de végétation. Ils sont liés intimement à la structure végétale et à des aspects agronomiques et biologiques non contrôlables en milieu urbain, ils ne font pas l'objet de notre étude. Quant aux facteurs extérieurs d'ordre physique on peut identifier: 1) l'effet des propriétés optiques des sols couleur et brillance (Huete, 1984; Huete *et al.*, 1985; Escadafal et Huete, 1991; Huete et Jackson, 1987) qui sont liés à l'hétérogénéité et aux spécificités de cet espace, 2) les perturbations introduites par l'atmosphère qui sont variables à l'échelle du temps et de l'espace et qui dépendent de la longueur d'onde (Slater,

1980), 3) les problèmes d'étalonnage radiométrique du capteur qui se dégrade en fonction du temps (Price, 1987), 4) la géométrie d'éclairement et d'observation (Jackson *et al.*, 1979; Asrar *et al.*, 1985; Huete, 1987; Qi, 1993), et 5) l'effet de résolutions spatiale et spectrale propres aux capteurs (Welch, 1982). Ces facteurs contrôlent le processus d'interactions entre le rayonnement électromagnétique (support d'informations), l'atmosphère, le couvert végétal et le sol sous-jacent. Par conséquent, ils engendrent des limitations assez sévères pour la détection des couverts végétaux à l'aide des indices de végétation. Ceci montre donc un certain nombre de lacunes dans les premières investigations en milieu urbain du fait qu'elles ne tenaient pas compte de ces effets qui peuvent introduire des erreurs non négligeables et qui faussent par la suite l'analyse et l'interprétation des résultats.

1.3 HYPOTHÈSES ET OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

L'objectif de cette recherche est d'étudier le potentiel des données de télédétection transformées en indice de végétation pour caractériser les couverts végétaux en milieu urbain. Cette approche s'avère tout à fait originale et novatrice dans ce milieu qui se caractérise par une grande complexité et une forte hétérogénéité. Le but principal est de développer un nouvel indice de végétation qui permet une bonne description des couverts végétaux en milieu urbain indépendamment des effets extérieurs d'ordre physique résumées ci-dessus. Une fois l'indice développé, nous passerons à l'évaluation de son intérêt qui réside au niveau de l'amélioration de la précision de la classification, pour une cartographie thématique. Pour atteindre ces objectifs, nous formulons les hypothèses suivantes :

- 1- Les indices de végétation basés sur les hypothèses de minimiser les perturbations extérieures d'ordre physique, sont performants pour caractériser les couverts

végétaux épars ou moyennement dense en milieu urbain,

- 2- L'introduction d'un nouveau canal "hybride" rouge-bleu, dans le calcul de l'indice de végétation va minimiser l'effet causé par la diffusion atmosphérique dans le canal rouge,
- 3- Les résolutions spatiale et spectrale étroites du capteur MEIS-II vont contribuer à minimiser les effets extérieurs sur l'indice de végétation en milieu urbain,
- 4- L'indice de végétation est une information radiométrique présentant une alternative pour l'amélioration de la précision des résultats de la classification, cette amélioration devient plus significative lors de l'utilisation des résolutions spatiale et spectrale étroites.

En se basant sur les problèmes soulevés dans la section précédente, nous fixons des objectifs spécifiques qui visent une analyse globale des indices de végétation à partir des mesures au sol, des données images (aéroportée et satellitaire), et par simulation à l'aide du modèle du transfert radiatif H5S. Nos objectifs sont les suivants:

- 1- À partir des mesures au sol, adapter un modèle de transfert radiatif pour analyser:
 - la sensibilité des réflectances spectrales à la couleur et à la brillance des sols,
 - la sensibilité des indices à la couleur et à la brillance des sols,
 - la sensibilité des indices aux couverts végétaux en fonction des différents taux de couvertures,
- 2- À partir des images TM et MEIS-II (corrigées radiométriquement, atmosphériquement et géométriquement), analyser :
 - la sensibilité des indices à la couleur et à la brillance des sols,
 - la sensibilité des indices à la vigueur végétale en fonction des différents taux de couvertures,

- l'effet des résolutions spatiale et spectrale, étroites et larges, sur la précision des indices de végétation pour discriminer le minéral du végétal,
- 3- Analyser la sensibilité des indices de végétation aux effets atmosphériques en milieu urbain par simulation à l'aide du modèle de transfert radiatif H5S,
 - 4- Développer un nouvel indice de végétation qui possède une résistance aux effets atmosphériques, aux bruits des sols nus et une indépendance des caractéristiques du type du capteur utilisé,
 - 5- Analyser l'apport de ce nouvel indice à la précision de la classification en terme d'information additionnelle à l'information spectrale, par la suite mesurer l'apport de la résolution spatiale étroite de MEIS-II par rapport à TM à la précision de la classification en milieu urbain.

1.4 ORGANISATION DE LA THÈSE

La présente thèse est subdivisée en huit chapitres. Le premier chapitre soulève la problématique du sujet, réfère aux premières applications des indices de végétation en milieu urbain, fixe les hypothèses et les objectifs visés par la recherche, expose l'organisation de la thèse, ainsi que le secteur d'étude et la présentation des données.

Compte tenu de l'intérêt que nous accordons aux indices de végétation dans cette thèse, il est bien important de présenter dans le deuxième chapitre une synthèse bibliographique la plus complète possible des indices de végétation qui existent dans la littérature depuis le lancement du premier satellite en 1972 jusqu'à nos jours. Ainsi, ce chapitre, cerne toutes les perturbations qui affectent les indices de végétation et propose une nouvelle classification empirique qui fait la distinction entre deux générations d'indices de végétation. Les indices de la première génération regroupent ceux qui ont été développés à

partir des comptes numériques pour un capteur particulier et pour des applications bien déterminées, sans tenir compte des perturbations extérieures. Ceux de la deuxième génération sont déterminés à partir des réflectances et ils sont basés sur l'hypothèse de l'élimination des perturbations extérieures. Seuls les indices de cette dernière génération ont été retenus pour cette recherche.

Dans le troisième chapitre, l'accent a été mis sur les corrections radiométriques et atmosphériques. En effet, ces corrections sont d'une importance particulière pour l'analyse et la comparaison des indices issus des données de capteurs différents. Nous y faisons un rappel des différents effets introduits par la présence de l'atmosphère ainsi que leur formulation analytique intégrée dans le modèle de simulation de ces effets. Afin de corriger les effets atmosphériques, le modèle de simulations a été alimenté par l'épaisseur optique des aérosols mesurée au sol à 550 nm la journée de l'acquisition des images. Quant au quatrième chapitre, il traite les corrections géométriques des images TM et MEIS. En effet, la géométrie de ces images est différente à cause de leurs modes d'acquisitions ce qui nécessite donc des méthodes de corrections différentes. Ces corrections sont capitales pour la classification d'image du fait qu'une imprécision géométrique peut faire apparaître mal classifiés, par rapport à la vérité terrain, des zones de l'image qui sont localisées de manière erronée.

Le chapitre cinq est composé de deux sections complémentaires qui gravitent autour du même but qui est la mise au point de l'indice de végétation qui caractérise le plus convenablement la végétation éparse et moyennement dense en milieu urbain. La première section met l'accent sur l'adaptation d'un modèle de transfert radiatif de premier ordre et son application sur des mesures spectroradiométriques au sol. Ce modèle a été adapté pour

étudier de plus près, entre autres, la sensibilité des réflectances spectrales dans le visible et le proche infrarouge à la couleur et à la brillance des sols nus, l'habilité des indices de deuxième génération pour normaliser ces effets des sols et leur efficacité dans la description précise du couvert végétal pour différents taux de couverture. Une étude analogue à celle-ci a fait l'objet de la seconde section à partir des images aéroportée et satellitaire de résolutions spatiale et spectrale, étroites et larges, respectivement, MEIS-II et TM. En outre, nous analysons l'effet de ces résolutions sur la précision des indices de végétation pour discriminer le minéral du végétal en milieu urbain.

Le but visé par le sixième chapitre est double. Il s'agit d'une part d'analyser l'impact des effets atmosphériques sur la sensibilité des indices de végétation en milieu urbain par simulation dans les bandes de MEIS-II et TM et d'autre part développer et valider un nouvel indice de végétation: le TSARVI (Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index). Celui-ci tient compte de deux facteurs de corrections qui minimisent à la fois les effets des sols et de l'atmosphère. En outre, il se caractérise par une indépendance vis-à-vis les caractéristiques du capteur et il valorise le signal issu des couverts végétaux.

Le septième chapitre permet l'évaluation de l'intérêt de l'indice de végétation pour une cartographie thématique par les techniques de la classification. L'étude est différente de celle réalisée dans les deux chapitres précédents mais complémentaire. Une fois le nouvel indice développé, son potentiel sera évalué comme une donnée supplémentaire à l'information spectrale pour améliorer la précision de la classification. Nous analysons, entre autres, l'apport de la résolution spatiale étroite de MEIS-II par rapport à TM à la précision de la classification. Celle-ci est réalisée à l'aide de l'algorithme du maximum de

vraisemblance et vérifiée par le biais du coefficient de Kappa. Finalement le huitième chapitre dégage les conclusions et les recommandations pour les travaux futurs.

1.5 SECTEUR D'ÉTUDE ET PRÉSENTATION DES DONNÉES

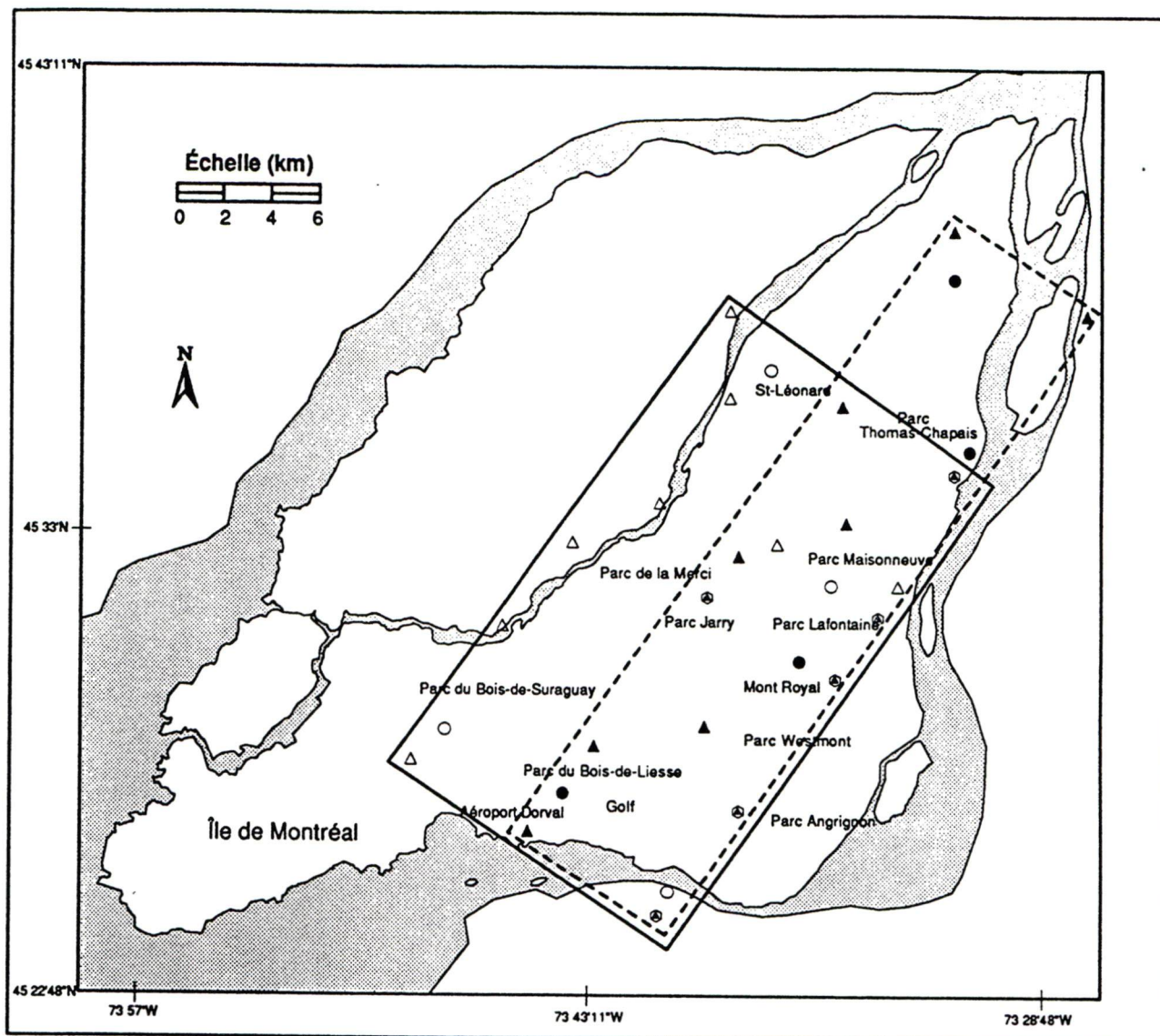
L'agglomération urbaine de Montréal, localisée au sud-ouest du Québec en bordure du fleuve Saint-Laurent ($45^{\circ} 45' N$, $74^{\circ} 15' W$), est l'un des principaux pôles urbains du Canada. Le développement des activités commerciales et industrielles jumelé à une urbanisation sans cesse croissante font de Montréal un carrefour économique de première importance au plan national. Le secteur d'étude est la Communauté Urbaine de Montréal (CUM) délimitée par le fleuve Saint-Laurent et par la Rivière-des-Prairies (figure 1.3). C'est une entité administrative qui regroupe 29 municipalités couvrant un territoire de 49 560 hectares, dont 75% est aujourd'hui affectée à des fonctions urbaines. Durant les quinze dernières années, le territoire s'est urbanisé à un rythme sans précédent. On évalue à près de 3 millions la population de l'agglomération montréalaise dont 1,75 millions d'habitants vivent sur le territoire de la CUM. La motivation de ce choix s'explique par la disponibilité des données images qui répondent à nos conditions expérimentales et par la richesse des données existantes: photographies aériennes, base de données géodésiques et cartographiques, etc..

Les données utilisées dans le cadre de cette recherche sont de natures différentes mais présentent des particularités complémentaires: données simulées au sol à l'aide d'un spectroradiomètre et données images aéroportée (MEIS-II) et satellitaire (TM). Les mesures spectroradiométriques ont été acquises sur des sols nus de couleurs et de brillances différentes et sur un sol à différents taux de couvertures végétales dans des conditions bien

contrôlées. Cette approche permet d'avoir une idée précise des effets des propriétés optiques des sols et du mélange spectrale "sol-végétation" sur les indices de végétation. Les mesures sont présentées dans la section 5.2 du cinquième chapitre.

Afin d'analyser l'effet d'échelles, autrement dit de résolutions spatiale et spectrale, sur le pouvoir discriminant des indices de végétation en milieu urbain, nous avons choisi une image aéroportée du capteur MEIS-II du Centre canadien de télédétection (CCT) et une image satellitaire du capteur TM de Landsat. Le choix de ces données images est motivé particulièrement par les deux raisons suivantes:

- Les données TM, de résolutions spatiale et spectrale larges, sont les plus utilisées et les plus performantes pour l'étude des couverts végétaux (Tucker, 1978), mais moins sollicités en milieu urbain. Alors que les données MEIS-II, de résolutions spatiale (7m) et spectrale (30nm) étroites, d'une part, sont bien adaptés spatialement pour identifier la plupart des phénomènes urbains (Welch, 1982) et d'autre part, la riche information spectrale permet une bonne gestion des couverts végétaux (Leckie et Gillis, 1992). Les principales caractéristiques des deux capteurs sont résumées dans les sections 3.2 et 3.3 du troisième chapitre.
- Les deux images ont été acquises sur le même territoire la journée du 21 août 1990 avec un déphasage de 5 heures environ (TM à 10^h 58^{mn} et MEIS-II à 16^h 07^{mn}, heure locale). Ainsi, afin de corriger les effets atmosphériques qui interfèrent aux mêmes moments de l'acquisition des images, une campagne terrain a été organisée sur le secteur d'étude pour mesurer l'épaisseur optique des aérosols au sol à 550 nm (Cartel, 1990). Le paragraphe 3.4.2.3 du troisième chapitre donne la description des conditions de ces mesures et la méthode de détermination de ce paramètre.



Réalisation: Daniel Bossé

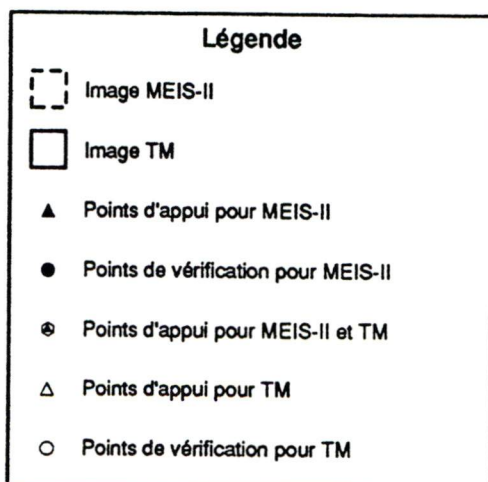


Figure 1. 3: Secteur d'étude

CHAPITRE II

LES INDICES DE VÉGÉTATION : ÉTUDE BIBLIOGRAPHIQUE

2.1 INTRODUCTION

Dans divers domaines d'application de la télédétection, les chercheurs ont développé des indices de végétation pour évaluer qualitativement et quantitativement les couverts végétaux à partir des mesures spectrales. La réponse spectrale enregistrée au-dessus d'une surface végétale représente la contribution d'un mélange complexe de la végétation, de la brillance et de la couleur du sol sous-jacent, de l'effet de l'environnement, de l'ombre et de l'humidité du sol. En outre, elle est affectée par les variations spatio-temporelles de l'atmosphère. Une quarantaine d'indices de végétation ont été développés au cours des deux dernières décennies dans le but de rehausser la réponse végétale et de minimiser les effets des facteurs résumés ci-dessus. Ce chapitre récapitule, réfère et discute la quasi-totalité des indices de végétation qui existent dans la littérature. Nous discutons l'historique et les conditions du développement, ainsi que les avantages et les désavantages de tous ces indices. Nous mettons aussi la lumière sur les effets qui affectent les indices de végétation à savoir l'effet de la brillance et de la couleur des sols, de l'atmosphère et les effets bidirectionnels. D'autres effets qui sont propres au capteur comme la dégradation d'étalonnage et les conditions spectrales seront discutés dans le chapitre suivant. Entre autres, nous exposons les différentes classifications des indices établies par différents chercheurs et nous proposons une nouvelle classification (Bannari *et al.*, 1995a (annexe3)).

Depuis le lancement du premier satellite des ressources terrestres en 1972 des efforts remarquables ont été déployés afin d'établir une relation très étroite entre la réponse radiométrique et les couverts végétaux. Le programme de la NASA "Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation of Natural Vegetation" est l'un des premiers dans ce domaine, que ce soit à l'échelle des mesures au sol ou à celle de l'exploitation des images des satellites de première génération, Landsat-MSS (MultiSpectral Scanner) (Rouse 1972 et 1973; Rouse *et al.*, 1974). Un autre programme américain LACIE (Large Area Crop Inventory Experiment) fut un de ceux qui permirent le plus d'avancer dans ce domaine (Baret, 1986). Ces recherches ont montré que l'utilisation de certains rayonnements correspondant aux canaux rouge (R) et infrarouge (IR) des capteurs embarqués sur les satellites (Landsat 2-3) est particulièrement adaptée à l'étude du milieu végétal. Généralement ces bandes sont présentes sur les satellites météorologiques et d'observation de la terre et contiennent souvent plus de 90 % de l'information générale sur la végétation (Baret *et al.*, 1986; 1988 et 1989a). Différentes combinaisons entre ces canaux sont appelées indices de végétation.

Un indice est un nombre qualifiant l'intensité d'un phénomène qui est trop complexe pour être décomposé en paramètres connus (Campbell, 1987). Bien qu'il soit possible de déterminer la part d'influence de beaucoup de facteurs lorsque l'on est dans un milieu bien connu et bien contrôlé, il est généralement difficile de faire cette décomposition pour les signaux observés sur une image de télédétection. La notion d'indice de végétation se prête bien pour qualifier la végétation sur de grandes surfaces, par exemple sur l'aire couverte par plusieurs pixels d'une image.

L'exploitation des données de télédétection spatiale et aéroportée peut être effectuée par un éventail important de démarches différentes. Celle présentée dans le cadre de ce chapitre propose la transformation préalable de ces données en indices de végétation. Ces indices sont des mesures quantitatives indiquant la vigueur de la végétation (Campbell, 1987). Ils montrent une meilleure sensibilité que les bandes spectrales individuelles pour la détection de la biomasse (Asrar *et al.*, 1984). L'intérêt de ces indices se trouve dans l'aide à l'interprétation des images de télédétection; il s'agit notamment d'une méthode de détection des changements dans l'utilisation du sol (données multitemporelles), d'évaluation de la densité du couvert végétal, de discrimination entre les cultures et de prévision des récoltes (Baret, 1986). Pour une cartographie thématique, l'intérêt de la plupart de ces indices réside au niveau de l'amélioration de la classification (Asrar *et al.*, 1984; Bariou *et al.*, 1985a et 1985b; Qi *et al.*, 1991; McNairn et Protz, 1993).

Les végétaux se distinguent par un comportement spectral unique parmi les éléments terrestres (Tucker, 1979): les radiations visibles du rouge (630-690 nm) sont absorbées par la chlorophylle tandis que les radiations du proche infrarouge (760-900 nm) sont fortement réfléchies par la structure cellulaire. Si l'on examine la courbe générale de réflectance des végétaux on constate que l'écart entre le rouge et le proche infrarouge constitue une variable sensible à la présence de la végétation (figure 2.1). La réponse spectrale de la végétation dans le rouge est fortement corrélée avec la concentration en chlorophylle et la réponse spectrale dans le proche infrarouge l'est avec l'indice foliaire et la densité de la végétation verte (Major *et al.*, 1990). L'utilisation conjointe de ces deux domaines spectraux doit donc permettre de différencier la végétation des sols et de déterminer la biomasse photosynthétiquement active par la voie de la densité du couvert végétal. Deering *et al.* (1975), Richardson et Wiegand (1977), Tucker et Miller (1977),

Tucker (1979), Jackson *et al.* (1980 et 1985) donnent plus d'informations sur les propriétés spectrales des objets terrestres dans les canaux rouge et infrarouge.

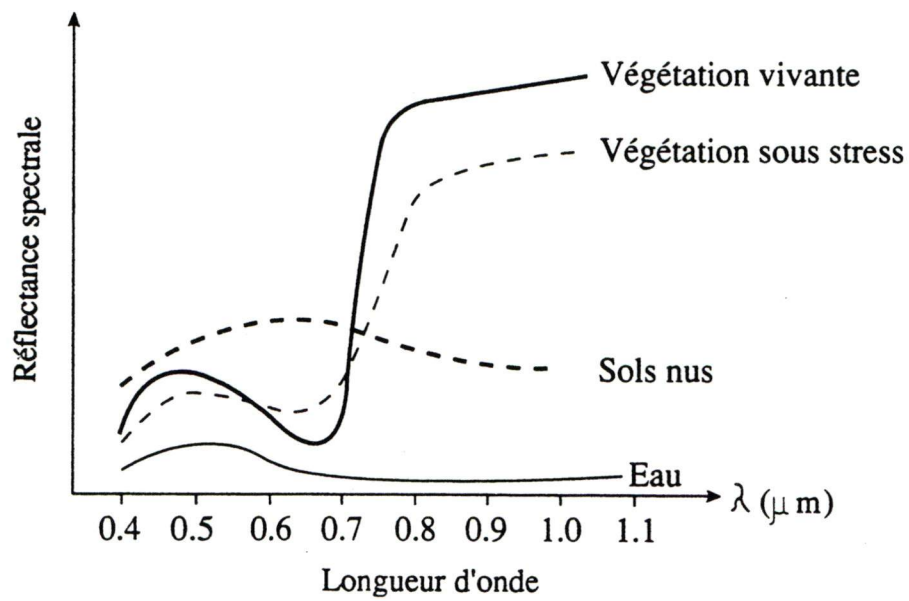


Figure 2.1: Courbe générale de réflectance des végétaux.

2.2 LES INDICES DE VÉGÉTATION

Le rayonnement électromagnétique réfléchi par la surface de la terre et enregistré par un capteur satellitaire ou aéroporté fournit des informations très pertinentes sur les propriétés du sol et de l'eau et sur les caractéristiques de la végétation. Les techniques de traitement d'images de télédétection sont destinées à transformer ces données électromagnétiques en une information cartographique interprétable. Cependant, pour que les données de télédétection soient transformées en indices de végétation pour une gestion efficace de l'environnement végétal, il faut une bonne compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique, le couvert végétal et le sol sous-jacent (Huete, 1989).

Dans le domaine des applications et de la recherche en télédétection spatiale une quarantaine d'indices de végétation ont été développés au cours des deux dernières décennies. Chronologiquement, le tableau 2.1 présente une récapitulation de la quasi-totalité des indices de végétation qui existent dans la littérature. Nous constatons que plusieurs chercheurs ont développé des indices adaptés à leur domaine d'étude. Certains indices de végétation ont montré une très bonne corrélation avec différents "facteurs" d'intérêt, dont la productivité de champs cultivés ou des zones forestières et leur contenu en biomasse (Perry et Lautenschlager, 1984; Baret, 1986). Les désaccords relevés entre les différents auteurs concernant les avantages et les désavantages de tel ou tel indice de végétation sont liés surtout aux conditions expérimentales et aux domaines d'application. Ainsi, les premiers indices ont été développés avec les valeurs brutes des comptes numériques (CN) des satellites, sans transformation en réflectances, sans corrections atmosphériques et sans étalonnage du capteur.

Tableau 2. 1: Synthèse chronologique des indices de végétation qui existent dans la littérature, depuis 1972 à 1994
(D'après Bannari et al., 1995b)

A. Les indices de la première génération

<u>Nom de l'indice</u>	<u>Abréviation</u>	<u>Formule</u>	<u>Auteurs et Année</u>
Ratio Vegetation Index	RVI	$\frac{R}{PIR}$	Pearson et Miller, 1972
Vegetation Index Number	VIN	$\frac{PIR}{R}$	Pearson et Miller, 1972
Transformed Vegetation Index	TVI	$\sqrt{NDVI + 0,5}$	Rouse et al., 1974
Green Vegetation Index	GVI	$(-0,283 \text{ MSS4} - 0,660 \text{ MSS5} + 0,577 \text{ MSS6} + 0,388 \text{ MSS7})$	Kauth et Thomas, 1976
Soil Brightness Index	SBI	$(0,332 \text{ MSS4} + 0,603 \text{ MSS5} + 0,675 \text{ MSS6} + 0,262 \text{ MSS7})$	Kauth et Thomas, 1976
Yellow Vegetation Index	YVI	$(-0,899 \text{ MSS4} + 0,428 \text{ MSS5} + 0,076 \text{ MSS6} - 0,041 \text{ MSS7})$	Kauth et Thomas, 1976
Non Such Index	NSI	$(-0,016 \text{ MSS4} + 0,131 \text{ MSS5} - 0,425 \text{ MSS6} + 0,882 \text{ MSS7})$	
Soil Background Line	SBL	$(\text{MSS7} - 2,4 \text{ MSS5})$	Richardson et Wiegand, 1977 Kauth et Thomas, 1976

Tableau 2. 1 (suite)

Differenced Vegetation Index	DVI	(2,4 MSS7 - MSS5)	Richardson et Wiegand, 1977
Misra Soil Brightness Index	MSBI	(0,406 MSS4 + 0,600 MSS5 + 0,645 MSS6 + 0,243 MSS7)	Misra et al., 1977
Misra Green Vegetation Index	MGVI	(-0,386 MSS4 - 0,530 MSS5 + 0,535 MSS6 + 0,532 MSS7)	Misra et al., 1977
Misra Yellow Vegetation Index	MYVI	(0,723 MSS4 - 0,597 MSS5 + 0,206 MSS6 - 0,278 MSS7)	Misra et al., 1977
Misra Non Such Index	MNSI	(0,404 MSS4 - 0,039 MSS5 - 0,505 MSS6 + 0,762 MSS7)	Misra et al., 1977
Perpendicular Vegetation Index	PVI	$\sqrt{(\rho_{sol} - \rho_{vég})_R^2 + (\rho_{sol} - \rho_{vég})_{PIR}^2}$	Richardson et Wiegand, 1977
Ashburn Vegetation Index	AVI	(2,0 MSS7 - MSS5)	Ashburn, 1978
Greenness Above Bare Soil	GRABS	(GVI - 0,09178 SBI + 5,58959)	Hay et al., 1979
Muti-Temporal Vegetation Index	MTVI	(NDVI(date2) - NDVI(date1))	Yazdani et al., 1981

Tableau 2. 1 (suite)

Greenness Vegetation and Soil Brightness	GVSBI	$\frac{GVI}{SBI}$	Badhwar, 1981
Adjusted Soil Brightness Index	ASBI	(2,0 YVI)	Jackson et al., 1983
Adjusted Green Vegetation Index	AGVI	$[GVI - (1 + 0,018 GVI) YVI - NSI/2]$	Jackson et al., 1983
Transformed Vegetation Index	TVI	$\frac{(NDVI + 0,5)}{ NDVI + 0,5 } \sqrt{ NDVI + 0,5 }$	Perry et al., 1984
Differenced Vegetation Index	DVI	(PIR - R)	Clevers, 1986
Normalized Difference Greenness Index	NDGI	$\frac{(V - R)}{(V + R)}$	Chamard et al., 1991
Redness Index	RI	$\frac{(R - V)}{(R + V)}$	Escadafal et Huete, 1991
Normalized Difference Index	NDI	$\frac{(PIR - MIR)}{(PIR + MIR)}$	McNairn et Protz, 1993

Tableau 2. 1 (suite)

B. Les indices de la deuxième génération

<u>Nom de l'indice</u>	<u>Abréviation</u>	<u>Formule</u>	<u>Auteurs et Année</u>
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{(PIR - R)}{(PIR + R)}$	Rouse et al., 1974
Perpendicular Vegetation Index	PVI	$\frac{(PIR - a \ R - b)}{\sqrt{a^2 + 1}}$	Jackson et al., 1980
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$\frac{(PIR - R)}{(PIR + R + 0,5)} (1 + 0,5)$	Huete, 1988
Transformed SAVI	TSAVI	$\frac{[a (PIR - a \ R - b)]}{(R + a \ PIR - a \ b)}$	Baret et al., 1989
Transformed SAVI	TSAVI	$\frac{[a (PIR - a \ R - b)]}{[R + a \ PIR - a \ b + X (1 + a^2)]}$	Baret et Guyot, 1991
Atmospherically Resistant Vegetation Index	ARVI	$\frac{(PIR - RB)}{(PIR + RB)}$ $RB = R - \gamma (B - R)$	Kaufman et Tanré, 1992

Tableau 2. 1 (suite)

Global Environment Monitoring Index	GEMI	$GEMI = \eta (1 - 0,25 \eta) - \frac{(R - 0,125)}{(1 - R)}$ $\eta = \frac{[2 (PIR^2 - R^2) + 1,5 PIR + 0,5 R]}{(PIR + R + 0,5)}$	Pinty et Verstraete, 1992
Modified SAVI	MSAVI	$\frac{2 PIR + 1 - \sqrt{(2 PIR + 1)^2 - 8 (PIR - R)}}{2}$	Qi et al., 1994
Angular Vegetation Index	AVI	$\tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_2} [NIR - R]^{-1} \right\} + \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2} [G - R]^{-1} \right\}$	Plummer et al., 1994

Pearson et Miller (1972) sont des pionniers dans l'histoire des indices de végétation. Ils ont développé les deux premiers indices de type rapport: "Ratio Vegetation Index" (RVI) et "Vegetation Index Number" (VIN), pour estimer et surveiller les couverts végétaux.

$$RVI = R / PIR \quad (2.1)$$

$$VIN = PIR / R \quad (2.2)$$

où

R : réflectance moyenne dans le canal rouge,

PIR : réflectance moyenne dans le canal proche infrarouge.

Ces indices rehaussent le contraste entre le sol et la végétation; ils sont moins affectés par l'effet des conditions d'illumination, mais ils sont sensibles aux propriétés optiques du sol (Baret et Guyot, 1991). Le rapport entre les réflectances des deux bandes permet d'éliminer les perturbations des facteurs affectant de la même manière les luminances de chaque bande (Holben et Justice, 1981). D'après Jackson *et al.* (1983a), l'indice RVI est sensible aux effets atmosphériques et son pouvoir de discrimination est faible lorsque le couvert végétal est moins dense (moins de 50 %), alors qu'il est meilleur lorsque le couvert végétal est dense.

Citons aussi, Rouse (1973) et Rouse *et al.* (1974) qui ont proposé le "Normalized Difference Vegetation Index" (NDVI) :

$$NDVI(MSS6) = \frac{(MSS6 - MSS5)}{(MSS6 + MSS5)} \quad (2.3)$$

où

MSS5 : réflectance moyenne dans le canal rouge du capteur Landsat-MSS,
 MSS6 : réflectance moyenne dans le canal proche infrarouge du capteur
 Landsat-MSS.

Le NDVI peut avoir comme notation NDVI(MSS6) ou NDVI(MSS7) selon la bande spectrale utilisée: MSS6 ou MSS7 (MSS7 est la réflectance moyenne dans le canal moyen infrarouge du capteur Landsat-MSS). L'utilisation de la bande MSS6 est valable en présence de faible biomasse verte (Tucker et Miller, 1977), alors qu'il est préférable d'utiliser la bande MSS7 dans les situations à dense biomasse verte (Tucker, 1979). Cet indice est sensible à la présence de la végétation verte (Sellers, 1985), il permet la prédiction des récoltes agricoles (Tucker et Sellers, 1986; Bullock, 1992) et des précipitations dans les zones semi-arides (Kerr *et al.*, 1989; Nicholson *et al.*, 1990). Ainsi, il est utilisé dans plusieurs applications régionales et globales pour étudier la situation de la végétation (Prince et Tucker, 1986; Townshend et Justice, 1986; Collet et Abednego, 1987; Deblonde et Cihlar, 1993). Le succès du NDVI comme descripteur des variations de la végétation malgré les effets atmosphériques (Kaufman, 1984; Fraser et Kaufman, 1985) et la dégradation radiométrique des bandes rouge et proche infrarouge (Holben *et al.*, 1990), réside au niveau de la normalisation. Celle-ci réduit l'effet de dégradation d'étalonnage du capteur d'environ 6% de la valeur globale de l'indice (Holben *et al.*, 1990; Kaufman et Holben, 1993). Les travaux de recherches menés par Holben et Fraser (1984) tendent à montrer que le NDVI est sensible à la géométrie d'éclairement et de visée notamment pour les couverts à faible densité. Notons aussi qu'il présente l'inconvénient de sur-estimer le pourcentage de couverture végétale en début de saison végétative et de le sous-estimer en fin de saison (Cyr, 1993). Les deux indices, VIN et

NDVI, sont fonctionnellement équivalents, c'est à dire qu'il existe une relation bijective permettant de passer de l'un à l'autre (Perry et Lautenschlager, 1984) :

$$NDVI = \frac{VIN - 1}{VIN + 1} \quad (2.4)$$

Rouse et ses collaborateurs (1974) ont transformé le NDVI en "Transformed Vegetation Index" (TVI) en ajoutant 0,5 à la valeur du NDVI, pour éviter les valeurs négatives. Cette transformation est formulée ainsi :

$$TVI(MSS6) = \sqrt{NDVI(MSS6) + 0,5} \quad (2.5)$$

Malgré cette première transformation, les expérimentations réalisées par Perry et Lautenschlager (1984) ont montré encore des valeurs négatives. Pour surmonter cette situation, ces auteurs suggèrent une nouvelle version du TVI qui est exprimée par la formule suivante :

$$TVI(MSS6) = \frac{(NDVI(MSS6) + 0,5)}{|NDVI(MSS6) + 0,5|} \sqrt{|NDVI(MSS6) + 0,5|} \quad (2.6)$$

Dans la littérature, un bon nombre de chercheurs proposent de combiner diversement les réflectances de différents canaux afin d'éliminer les perturbations des facteurs extérieurs (étalonnage du capteur, atmosphère, géométrie d'éclairement et de visée) qui affectent de la même manière les luminances de chaque canal. Ces combinaisons linéaires ou rapports de canaux ont été construits dans le but de satisfaire des applications bien particulières en télédétection: rendement de cultures, exploitation forestière, gestion de

l'environnement végétal, détection de la végétation dans les régions inondées, etc. Nous présentons ici comme exemples (pour les formules, voir tableau 2.1) :

- L'indice proposé par Ashburn (1978) pour la mesure de la végétation verte en phase de croissance est nommé "Ashburn Vegetation Index" ou "Agricultural Vegetation Index" (AVI).

- L'indice de végétation multitemporel (MTVI) développé par Yazdani *et al.* (1981) n'est qu'une simple soustraction entre les valeurs NDVI de deux dates différentes. Cet indice a été mis au point pour observer les variations des conditions du couvert végétal entre deux dates et classer les types de cultures. En outre, il permet la détection des changements des couverts forestiers causés par des incendies ou par des défrichements (Yazdani *et al.*, 1981).

- L'indice de verdure appelé "Normalized Difference Greenness Index" (NDGI), calculé à partir des deux bandes rouge (R) et verte (V), s'est révélé performant pour l'identification et la cartographie de différentes formations végétales actives dans les régions inondées (Chamard *et al.*, 1991).

- Pour établir la relation entre la réflectance spectrale et la surface occupée par les résidus de cultures de maïs et développer une méthodologie pour cartographier ces résidus, McNairn et Protz (1993) ont proposé le "Normalized Difference Index" (NDI). C'est un indice qui est similaire au NDVI, mais qui utilise l'infrarouge moyen au lieu du rouge. Il est insensible à la teneur des sols en matière organique, mais très sensible aux résidus de maïs et aux types de sols.

L'histoire des indices de végétation montre une première phase de développement basée uniquement sur des combinaisons linéaires (différence ou addition) ou des rapports de bandes brutes, sans considérer d'autres facteurs extérieurs, où les interactions sol-végétation ne sont pas prises en compte. Une deuxième phase de conception est basée sur la connaissance des phénomènes physiques qui expliquent les interactions entre le rayonnement électromagnétique, l'atmosphère, le couvert végétal et le sol sous-jacent. Cette deuxième phase est un point de départ pour disposer des connaissances et des méthodes théoriques permettant d'utiliser toutes les ressources offertes par la télédétection et d'autres disciplines scientifiques connexes pour résoudre les problèmes reliés aux indices de végétation qui sont encore en suspens. Cependant, pour trouver l'indice de végétation "*idéal*", il faut tout d'abord cerner les facteurs qui affectent ces indices.

2.3 LES EFFETS SUR LES INDICES DE VÉGÉTATION

Théoriquement l'indice de végétation "*idéal*" se définit de la façon suivante (Jackson *et al.*, 1983a):

"c'est un indice qui devrait être particulièrement sensible aux couverts végétaux, insensible aux brillances des sols, insensible aux couleurs des sols, peu affecté par les effets atmosphériques, les effets de l'environnement, et les conditions d'illumination et de visée."

Loin de cette définition théorique, dans la littérature plusieurs chercheurs ont mis en évidence les facteurs qui affectent les indices de végétation. Comme nous avons mentionné dans le premier chapitre, ces facteurs appartiennent à deux domaines différents mais

complémentaires: un domaine biologique et un domaine physique. Ils influencent la réflectance de la végétation et par conséquent l'indice de végétation. Notons que les facteurs biologiques sont liés intimement à la structure végétale et à des aspects biologiques, et qu'ils ne font pas l'objet de notre étude. Dans ce qui suit, nous considérons que les perturbations d'ordre physique, nous discutons les effets de la brillance et de la couleur du sol, de l'atmosphère et des effets bidirectionnels sur les indices de végétation.

2.3.1 LA BRILLANCE DU SOL

L'effet de la brillance du sol exerce une influence remarquable sur le calcul des indices de végétation. Cet effet est soulevé dans plusieurs études qui utilisent les indices de type rapport RVI ou l'indice de différence normalisée NDVI (Colwell, 1974; Huete, 1985; Huete *et al.*, 1985, Escadafal, 1989a). Cependant, plusieurs indices de végétation sont développés dans le but de contrôler la variation spectrale attribuée à la végétation mais qui est causée par le sol sous-jacent (Kauth et Thomas, 1976; Richardson et Wiegand, 1977; Tucker, 1979; Huete, 1984). La réflectance du sol sous-jacent et de l'environnement varie spatialement en fonction de la structure, la texture, la couleur, les matériaux, ainsi que l'humidité du sol (Colwell, 1974; Rao *et al.*, 1979; Kollenkark *et al.*, 1982; Huete *et al.*, 1984; Major *et al.*, 1990). Malgré cette grande diversité des propriétés du sol, les indices de végétation sont souvent appliqués sur les données radiométriques d'une façon globale indépendamment de tous ces facteurs extérieurs. Selon Tucker (1979) les indices de type rapport montrent un manque d'analyse détaillée et souffrent plus que les indices de type orthogonaux des perturbations extérieures. Lorsque le couvert végétal est dispersé, il y a une augmentation significative des radiations dans le rouge à cause de la surface du sol et

une diminution dans le proche infrarouge (Guyot, 1984; Huete *et al.*, 1984; Huete, 1984 et 1987; Heilman et Kress, 1987). Cependant, lorsque la végétation est moins dense, ni les indices de type rapport ni ceux de type orthogonal ne sont capables de donner une description adéquate du comportement spectral de la végétation (Huete, 1988). Pour ces raisons d'autres nouveaux indices de végétation ont été développés dans le but de décrire adéquatement le système sol-végétation-atmosphère (Huete, 1988; Baret *et al.*, 1989b; Kaufman et Tanré, 1992).

À partir des quatre canaux du capteur Landsat-MSS, Kauth et Thomas (1976) ont développé quatre nouveaux indices nommés : "Soil Brightness Index" (SBI), "Green Vegetation Index" (GVI), "Yellow Vegetation Index" (YVI), et "Non Such Index" (NSI). Le nom attribué à chaque indice a une relation directe avec la variable qu'il est sensé mesurer.

$$\text{SBI} = 0,332 \text{ MSS4} + 0,603 \text{ MSS5} + 0,675 \text{ MSS6} + 0,262 \text{ MSS7} \quad (2.7)$$

$$\text{GVI} = -0,283 \text{ MSS4} - 0,660 \text{ MSS5} + 0,577 \text{ MSS6} + 0,388 \text{ MSS7} \quad (2.8)$$

$$\text{YVI} = -0,899 \text{ MSS4} + 0,428 \text{ MSS5} + 0,076 \text{ MSS6} - 0,041 \text{ MSS7} \quad (2.9)$$

$$\text{NSI} = -0,016 \text{ MSS4} + 0,131 \text{ MSS5} - 0,452 \text{ MSS6} + 0,882 \text{ MSS7} \quad (2.10)$$

Le développement de ces indices est cependant basé sur des méthodes empiriques où les interactions atmosphère-sol-végétation ne sont pas prises en compte. Pour un état donné de végétation, les propriétés optiques du sol peuvent avoir une influence non négligeable sur la valeur du GVI (Huete *et al.*, 1984; Baret, 1986). Les deux premiers indices "Soil Brightness Index" et "Green Vegetation Index" ont prouvé leur utilité pour évaluer le comportement de la végétation et des sols nus sur des données MSS de Landsat

(Kauth *et al.*, 1979; Thompson et Wehmanen, 1980; Jackson, 1983; Jackson *et al.*, 1983a). Sur des données MSS de Landsat, l'indice GVI montre une corrélation significative avec différents types de couverts végétaux (Richardson et Wiegand, 1977). Cependant, Kauth *et al.* (1979) ont affirmé que l'indice NSI contient principalement des bruits. Selon Jackson *et al.* (1983a et 1983b), les indices YVI et NSI sont relativement insensibles aux changements des couverts végétaux, mais ils sont sensibles aux brumes et à l'absorption par la vapeur d'eau présente dans l'atmosphère. Jackson *et al.* (1983b) suggèrent que ces deux derniers indices (NSI et YVI) peuvent donc servir à évaluer l'absorption causée par la vapeur d'eau et à corriger les effets atmosphériques qui affectent les indices SBI et GVI. Cette suggestion permet de traiter entièrement l'image pixel par pixel des effets atmosphériques. Par conséquent, elle a donné naissance à deux nouveaux indices de végétation qui sont le "Adjusted Soil Brightness Index" (ASBI) et le "Adjusted Green Vegetation Index" (AGVI), (Jackson *et al.*, 1983b).

Suite à une analyse des composantes principales sur des images MSS de Landsat, Wheeler *et al.* (1976) et Misra *et al.* (1977) ont calculé de nouveaux facteurs multiplicatifs de ces indices qui sont devenus par la suite : "Misra Soil Brightness Index" (MSBI), MGVI, MYVI, et MNSI. Mais nous pouvons remarquer une certaine similarité entre ces facteurs et ceux qui ont été déterminés par Kauth et Thomas (1976) (tableau 2.1).

Hay et ses collaborateurs (1979) ont développé un indicateur de la végétation active nommé "Greenness Above Bare Soil" (GRABS). Cet indice est développé à partir de deux indices de Kauth et Thomas (1976), le GVI et le SBI. Lorsque la contribution de la brillance du sol est inférieure à 10 %, GRABS offre les mêmes résultats que l'indice GVI (Lautenschlager et Perry, 1981a et 1981b; Perry et Lautenschlager, 1984). Le "Greenness

Vegetation and Soil Brightness" (GVSB), simple rapport entre les deux indices GVI et SBI, est un indice proposé pour la discrimination entre les cultures (Badhwar, 1981).

Kauth et Thomas (1976) ont analysé la variance spectrale des sols nus dans un espace à quatre dimensions correspondant aux quatre bandes spectrales du capteur MSS du Landsat. Ils ont remarqué que la plus grande partie de la variabilité dans le signal des sols nus pouvait être attribuée à leur clarté, étant donné que presque toutes les données spectrales relatives aux sols nus se trouvaient sur une droite partant de l'origine. Cette droite a été nommée "vecteur de clarté des sols" ou "droite des sols nus" et formulée dans un espace bidimensionnel (rouge et proche infrarouge) par l'équation suivante (Richardson et Wiegand, 1977) :

$$\text{PIR}_{\text{sol}} = a R_{\text{sol}} + b \quad (2.11)$$

où

- a : pente de la droite des sols nus,
- b : ordonnée à l'origine de la droite des sols nus.

Le concept de la droite du sol est devenu largement accepté dans le domaine de l'analyse et de l'interprétation des images de télédétection spatiale et aéroportée (Jackson *et al.*, 1980; Thompson et Wehmanen, 1980; Wiegand et Richardson, 1982; Huete *et al.*, 1984; Baret *et al.*, 1993). Cette droite peut changer à cause des effets de l'atmosphère ou à cause de l'étalonnage radiométrique du capteur (Slater et Jackson, 1982; Huete et Tucker, 1991). Entre-autres, la diversité des sols ou des conditions de surfaces cause une variation de la pente et de l'origine de la droite des sols nus, et par conséquent altère l'indice de végétation (Huete *et al.*, 1984). Le calcul de ces paramètres de la droite des sols dans

différentes situations ou emplacements confirme cette hypothèse (Baret *et al.*, 1989b). Pour que l'indice de végétation soit sensible aux types de sols et aux conditions d'humidité du sol, il faut donc calculer une droite des sols nus à partir de plusieurs échantillons et adopter la moyenne arithmétique.

La végétation est estimée selon l'éloignement des points de mesure par rapport à cette droite de référence. Richardson et Wiegand (1977) ont aussi remarqué que les pixels de sol nu étaient généralement alignés sur une droite lorsqu'on les représentait dans l'espace rouge / proche infrarouge. Cette constatation a permis de développer l'indice "Soil Background Line" (SBL) qui permet aussi la séparation entre le sol nu et le couvert végétal. Selon ces deux auteurs, les points représentant des pixels d'eau seraient toujours situés à droite de la droite des sols nus et ceux représentant des pixels de végétation seraient toujours à gauche. Plus la densité végétale est importante, plus la distance entre la droite du sol et les pixels de végétation est grande.

La conception de base du "Perpendicular Vegetation Index" (PVI) est de tenir compte de l'effet des sols nus. Il se nomme indice de végétation perpendiculaire car c'est la distance du point de l'objet étudié à sa projection orthogonale sur la droite des sols qui est considérée. La première version du PVI développée par Richardson et Wiegand (1977) est formulée comme suit :

$$PVI = \sqrt{(\rho_{sol} - \rho_{végét})_R^2 + (\rho_{sol} - \rho_{végét})_{PIR}^2} \quad (2.12)$$

$(\rho_{sol} - \rho_{végét})$ est la différence entre les réflectances du sol nu et de la végétation dans la bande spectrale correspondante (rouge et proche infrarouge).

En exploitant la philosophie de la droite des sols nus (pente et origine), Jackson *et al.* (1980) ont développé une version améliorée du PVI. Ces auteurs montrent de façon convaincante que, contrairement aux indices de type rapport, la nouvelle version du PVI exprime le pourcentage de surface foliaire, ceci indépendamment de l'humidité et de la brillance du sol. Cependant, les recherches théoriques et expérimentales ont montré que contrairement aux affirmations faites par Jackson et ses collaborateurs (1980), le PVI ne peut être considéré comme indépendant de la brillance du sol (Huete *et al.*, 1985; Major *et al.*, 1990; Baret et Guyot, 1991; Cyr, 1993). Il sous-estime l'indice foliaire sur sols humides à cause de leur brillance. C'est un mauvais détecteur du stress végétal mais il a l'avantage d'être relativement insensible aux effets de l'atmosphère (Jackson *et al.*, 1983a) et il apparaît moins influencé par la brillance du sol par rapport aux indices de type rapport (Huete, 1984). La version améliorée du PVI est la suivante :

$$PVI = \frac{(PIR - a R - b)}{\sqrt{a^2 + 1}} \quad (2.13)$$

La méthode basée sur la combinaison linéaire de "n" bandes spectrales pour calculer des indices dans un espace à "n-dimensions" a été mise au point par Jackson (1983). L'indice de végétation perpendiculaire (PVI) de Richardson et Wiegand (1977) calculé dans un espace à deux dimensions (2-D), ceux de Kauth et Thomas (1976) calculés dans un espace à quatre dimensions (4-D), ne sont que des cas particuliers de ces indices à n-dimensions (n-D). Cette méthode ne considère ni les effets de l'atmosphère ni l'étalonnage radiométrique des capteurs. Elle est basée sur les modèles mathématiques de Gram-Schmidt (Freiberger, 1960) ce qui assure l'orthogonalisation entre les vecteurs : vecteur des sols nus, vecteur de la végétation, etc. Elle peut être généralisée pour calculer "m"

indices en utilisant "n" bandes ($m \leq n$) (Jackson, 1983). La formule générale du $m^{\text{ième}}$ indice (I_m) dans un espace à n-dimensions est la suivante :

$$I_m = A_{m,1} X_1 + A_{m,2} X_2 + \dots + A_{m,n} X_n \quad (2.14)$$

$A_{m,i}$ sont les coefficients du $m^{\text{ième}}$ indice :

$$A_{m,i} = \frac{t_i}{T} \quad (2.15)$$

T est un terme de normalisation :

$$T = \sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2} \quad (2.16)$$

$$t_i = (\rho_k - \rho_s)_i - (D_{m,1} A_{1,i} + D_{m,2} A_{2,i} + \dots + D_{m,z} A_{z,i}) \quad (2.17)$$

$$D_{k,z} = \sum_{i=1}^n (\rho_k - \rho_s)_i A_{z,i} \quad (2.18)$$

où

ρ_s : est la réflectance des sols secs,

ρ_k : est la réflectance de l'échantillon k,

k varie de 1 à m (nombre d'indices à déterminer), z de 1 à k-1, et i de 1 à n.

En réalité, l'augmentation du nombre de canaux entrant dans le calcul des indices de végétation n'apporte pas souvent grand chose par rapport à l'utilisation des seuls canaux rouge et proche infrarouge (Wiegand et Richardson, 1982; Perry et Lautenschlager, 1984; Elvidge et Lyon, 1985).

Huete (1988) a démontré qu'il y avait une contradiction entre la façon qu'ont les indices NDVI et PVI de décrire le comportement spectral de la végétation et celui du sol sous-jacent. Par conséquent, il a développé un nouvel indice de végétation appelé "Soil Adjusted Vegetation Index" (SAVI) qui est un genre de compromis entre les indices de type rapport (NDVI) et les indices de type orthogonal (PVI). L'originalité de cet indice réside au niveau de l'établissement d'un modèle simple qui permet de décrire adéquatement le système sol-végétation, c'est-à-dire de réduire l'effet du sol sous-jacent sur l'indice de végétation de différence normalisé (NDVI). Le SAVI est défini par l'équation suivante :

$$SAVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R + L)} (1 + L) \quad (2.19)$$

L est un facteur d'ajustement indépendant du type de sol ou du capteur. En s'appuyant sur un modèle de transfert radiatif simplifié, Huete (1988) a montré que la valeur $L = 0,5$ permet le meilleur ajustement. Si la valeur de L est nulle ($L = 0$), le SAVI devient équivalent au NDVI.

Qi (1993) et Qi *et al.* (1994) ont montré que le facteur d'ajustement L n'est pas une constante, mais plutôt une fonction qui varie inversement avec la présence de la végétation. Dans le but de minimiser l'effet du sol nu sur le SAVI, ils ont proposé sa modification en "Modified Soil Adjusted Vegetation Index" (MSAVI) :

$$MSAVI = \frac{2 PIR + 1 - \sqrt{(2 PIR + 1)^2 - 8 (PIR - R)}}{2} \quad (2.20)$$

Trois nouvelles versions de SAVI sont développées par Major *et al.* (1990): SAVI₂, SAVI₃ et SAVI₄. Cette transformation est basée sur des considérations théoriques

pour que le SAVI puisse tenir compte de l'état du sol dans des conditions secs ou humides, ainsi que de la variation de l'angle d'inclinaison solaire.

Le "Transformed Soil Adjusted Vegetation Index" (TSAVI), qui est une transformation du SAVI, a été mis au point par Baret et ses collaborateurs (1989a). Le TSAVI est basé sur les mêmes principes étudiés par Huete (1988) et Major *et al.* (1990). Il se détermine par rapport à la droite des sols, dont les paramètres (pente et origine) sont introduits dans le calcul de cet indice; ce qui lui donne un caractère de globalité: l'emploi d'un seul indice dans différentes applications au lieu de l'utilisation d'un indice déterminé pour chaque application particulière (Baret *et al.*, 1988). La première version du TSAVI (Baret *et al.*, 1989a) fut réajustée afin de minimiser les effets de la brillance du sol par l'ajout d'une valeur égale à 0,08 (Baret et Guyot, 1991). Cette version améliorée du TSAVI est la suivante :

$$\text{TSAVI} = \frac{[a (\text{PIR} - a \text{R} - b)]}{[(\text{R} + a \text{PIR} - a b + 0,08 (1 + a^2))]} \quad (2.21)$$

a et b sont les paramètres de la droite des sols calculées par la formule (2.11). L'équation de la droite des sols peut être déterminée sur l'image s'il y a suffisamment de pixels de sol nu avec une dynamique suffisante. Selon Baret et Guyot (1991), le TSAVI calculé par cette formule est égal à 0 pour les sols nus et s'approche de 0,70 pour les couverts végétaux très denses.

Le SAVI et le TSAVI présentent l'avantage de décrire à la fois les changements du couvert végétal et du sol sous-jacent, et d'être indépendants du type de capteur utilisé. Dans le contexte de la production d'une carte d'occupation du sol pour l'étude de l'érosion hydrique d'un bassin versant en milieu semi-aride, le TSAVI a donné satisfaction pour

localiser les végétaux à faible taux de couverture (Anys, 1991). Du fait qu'il tient compte de la pente de la droite des sols nus, le TSAVI est un meilleur indicateur que le NDVI pour les faibles couverts végétaux et il est plus sensible à la présence de la végétation sénescence (Cyr, 1993).

2.3.2 LA COULEUR DU SOL

Un autre facteur d'influence sur les indices de végétation, après la brillance des sols, est leur couleur. En effet, la conception des indices de végétation suppose que les variations de ces indices sont en fonction du couvert végétal seulement. En réalité, plusieurs études ont démontré que cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée et que les valeurs de l'indice de végétation, obtenues sur les sols nus ou les sols à faible densité végétale, dévient souvent de cette supposition théorique (Kauth et Thomas, 1976; Richardson et Wiegand, 1977; Escadafal, 1989a; Escadafal *et al.*, 1989 et 1990 ; Escadafal et Huete, 1991). Ceci constitue un bruit gênant la détection des faibles couvertures végétales (Huete, 1984; Huete *et al.*, 1985; Bannari *et al.*, 1996a et 1995b (annexe 3)). Ce bruit est défini comme un accroissement de l'indice de végétation dû aux variations des propriétés spectrales des sols et non à une augmentation du taux de couverture végétale. Huete *et al.* (1984) ont souligné que la couleur des sols a une influence significative sur la réflectance des peuplements végétaux peu denses et qu'il faut en tenir compte dans le calcul des indices de végétation en milieu aride. Huete et Tucker (1991) ont ainsi mis en évidence des artefacts dans les valeurs de NDVI dérivées des données NOAA-AVHRR au-dessus du Sahara. Ces derniers auteurs ont montré que ce bruit dû aux sols est lié à leur couleur. Escadafal (1989a et 1989b) a montré que le rapport entre les valeurs des canaux TM2 et TM3 est corrélé avec la saturation de la couleur, ou au "degré de coloration" dans le cas des

sols arides. Pour pallier à ce problème, Escadafal et Huete (1991) ont développé un indice de coloration “Redness Index” (RI) qui est un facteur de correction de l'effet de la couleur des sols sur les indices de végétation. D'après ces deux chercheurs, les variations causées par la couleur des sols gênent fortement la détection des faibles taux de couvert végétal. Ainsi, l'indice de coloration des sols est donc une correction qui permet de doubler la sensibilité des indices de végétation aux couverts végétaux. Par analogie avec le NDVI, cet indice est défini par l'équation suivante :

$$RI = \frac{R - V}{R + V} \quad (2.22)$$

Une méthode simple a été développée pour corriger les indices de végétation du “bruit” de la couleur des sols; elle utilise l'information apportée par le canal vert. Cette méthode utilise la pente “k” de la droite de corrélation entre RI et l'indice de végétation (IV) pour obtenir un indice de végétation corrigé, IV* :

$$IV^* = IV - k RI \quad (2.23)$$

La correction de deux indices de végétation, NDVI et SAVI, du “bruit” de la couleur des sols apporte un doublement de la sensibilité de ces indices (Escadafal et Huete, 1991).

2.3.3 L'ATMOSPHERE

Dans cette section nous présentons une synthèse bibliographique des effets atmosphériques sur les indices de végétation, ainsi que les indices de végétation qui se caractérisent par une résistance à ces effets. Le chapitre suivant décrit les effets atmosphériques sur le spectre électromagnétique, dans la région du visible et du proche infrarouge.

D'après Kaufman et Sendra (1988), l'effet de l'atmosphère affecte les indices de végétation de la façon suivante : pour une surface uniforme l'effet d'une atmosphère sans nuage est de rendre sombre une surface brillante (sable, végétation) dans le PIR et de rendre brillante une surface sombre (eau, végétation) dans le visible. L'augmentation de la luminance est causée par la diffusion atmosphérique et la réduction de la luminance est causée par l'absorption. Ces effets augmentent la luminance de la végétation dans la partie rouge du spectre et réduisent la luminance dans le PIR et donc l'indice de végétation (Rouquet, 1984). Selon Pitts *et al.* (1974), l'absorption peut réduire l'information dans le canal proche infrarouge de plus de 20%. Des études spatio-temporelles réalisées à l'aide d'images aéroportées et satellitaires (SPOT) ont mis en évidence l'effet de l'atmosphère sur les indices de végétation (Qi *et al.*, 1991 et 1993). Gond et Phulpin (1990) ont développé une approche, basée sur des images aéroportées prises à différentes altitudes et à différentes dates, montrant les effets de l'atmosphère sur les indices de végétation. Ils estiment les perturbations associées à l'absorption de la vapeur d'eau et de la diffusion Rayleigh à 5.5% des valeurs de l'indice NDVI. D'après Jackson *et al.* (1983b), la turbidité atmosphérique peut limiter la mesure de la végétation et nuire à la détection du stress végétal. La littérature nous réfère à différents chercheurs qui ont proposé de nouveaux indices de végétation afin de minimiser ces effets atmosphériques.

Kaufman et Tanré (1992) ont développé un nouvel indice de végétation appelé "Atmospherically Resistant Vegetation Index" (ARVI) qui est une nouvelle version de l'indice de végétation de la différence normalisée (NDVI). La définition de ARVI prend en compte les effets de la diffusion atmosphérique causés par les aérosols dans la bande rouge. Les auteurs proposent la création d'un nouveau canal rouge-bleu (RB) qui est une

combinaison du canal bleu et du canal rouge. Par similarité avec le NDVI, le ARVI est défini comme suit :

$$ARVI = \frac{(PIR - RB)}{(PIR + RB)} \quad (2.24)$$

$$RB = R - \gamma [B - R] \quad (2.25)$$

$$\gamma = \rho_{a-r} / [\rho_{a-b} - \rho_{a-r}] \quad (2.26)$$

où

B : réflectance apparente du canal bleu,

RB : réflectance apparente combinée à partir des deux canaux: bleu et rouge (équation 4.25),

ρ_{a-r} : composante de la réflectance atmosphérique dans le canal rouge,

ρ_{a-b} : composante de la réflectance atmosphérique dans le canal bleu,

γ est un facteur d'auto-correction atmosphérique qui dépend du type d'aérosols. Le degré de résistance de l'ARVI aux effets atmosphériques dépendra du succès de la détermination de ce paramètre. Pour une valeur nulle de γ , la valeur de ARVI est égale à celle du NDVI. En se basant sur un modèle de transfert radiatif simplifié (le modèle 5S) (Tanré *et al.*, 1985), Kaufman et Tanré (1992) ont montré que lorsque le couvert végétal est faible et que les données atmosphériques sont inconnues, la valeur de $\gamma = 1,0$ permet un meilleur ajustement pour la plupart des applications de télédétection, à moins que le modèle des aérosols soit connu *à priori*.

Puisque les indices de type rapport, VIN et NDVI, sont sensibles aux effets atmosphériques, Pinty et Verstraete (1992a) proposent un nouvel indice de végétation non

linéaire pour une gestion globale de la végétation à partir des images satellitaires. Selon ces deux auteurs, cet indice permet de minimiser les effets atmosphériques sans altérer l'information sur la végétation et de garder une large portée dynamique comparable à celle des deux indices VIN et NDVI pour un couvert végétal faible et dense, respectivement. Ce nouvel indice est nommé "Global Environment Monitoring Index" (GEMI) et formulé comme suit :

$$\text{GEMI} = \eta (1 - 0,25 \eta) - (R - 0,125) / (1 - R) \quad (2.27)$$

$$\eta = [2 (\text{PIR}^2 - R^2) + 1,5 \text{PIR} + 0,5 R] / (\text{PIR} + R + 0,5) \quad (2.28)$$

Bien que le GEMI a pour but d'évaluer l'environnement végétal sans être affecté par l'atmosphère, il est très affecté par la brillance et la couleur des sols nus, ainsi il n'est pas très bien adapté pour la végétation éparse, ou moyennement dense (Bannari *et al.*, 1994 et 1995c; Plummer *et al.*, 1994).

Plummer *et al.* (1994) ont défini un nouvel indice de végétation appelé "Angular Vegetation Index" (AVI) qui se caractérise par une résistance à la diffusion atmosphérique. Cet indice considère les trois bandes spectrales (vert, rouge et proche infrarouge) du capteur "Along Track Scanning Radiometer" (ATSR-2). Selon ces auteurs, cet indice est aussi applicable à n'importe quel autre capteur qui possède ces trois bandes spectrales. Le AVI est défini par l'équation suivante :

$$\text{AVI} = \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_2} [\text{PIR} - R]^{-1} \right\} + \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2} [V - R]^{-1} \right\} \quad (2.29)$$

où λ_1 , λ_2 et λ_3 sont les valeurs centrales des bandes verte (1), rouge (2) et proche infrarouge (3). La dépendance de cet indice des longueurs d'ondes est éliminée par une simple normalisation par rapport à la longueur d'onde dans le rouge, λ_2 .

2.3.4 LES EFFETS BIDIRECTIONNELS

La géométrie d'éclairement et de visée du capteur exerce un effet bidirectionnel remarquable sur les mesures des réflectances des surfaces naturelles, surtout pour les capteurs à grands angles de visée (Jackson *et al.*, 1979; Asrar *et al.*, 1985; Huete, 1987; Royer *et al.* 1985; Qi, 1993). Puisque les surfaces terrestres ne sont pas des surfaces "Lambertiennes", les effets bidirectionnels sur le calcul des indices de végétation doivent être pris en considération. Il existe différents modèles pour la correction des effets bidirectionnels (Suits, 1972; Franklin et Turner, 1992; Pinty et Verstraete, 1992b), mais qui nécessitent des informations sur les couverts végétaux qui ne sont pas disponibles à partir des mesures de télédétection (la hauteur du couvert par exemple). Par ailleurs, pour corriger ces effets sur les indices de végétation, il faut considérer les angles zénithal et azimutal du capteur. Cependant, puisque l'indice de végétation est symétrique autour du nadir (forme concave), seulement l'angle zénithal de visée est nécessaire (Qi, 1993). Lorsque ce dernier devient grand, la valeur de l'indice de végétation subit une grande variation, la valeur optimale de l'indice sera calculée pour un angle de visée dans une position nadirale (Qi *et al.*, 1994). L'indice de végétation pourra donc être corrigé des effets bidirectionnels d'une façon empirique par une simple considération du cosinus de l'angle de visée par l'équation (2.30). Néanmoins, cette correction empirique n'est pas valable pour les indices de types rapport comme le NDVI qui ne sont pas symétriques autour du nadir (Fraser, 1984; Jackson et Huete, 1991). En effet, pour des grands angles

de visées, après correction la forme asymétrique concave du NDVI devient convexe. Bien que cette équation reste valable pour les autres indices de végétation, qui ne sont pas de type rapport (Qi, 1993), nous recommandons son utilisation pour des angles de visées inférieurs ou égales à 20°.

$$IV^* = IV \cos(\theta_v) \quad (2.30)$$

où

IV^* : est l'indice de végétation corrigé des effets bidirectionnels,

θ_v : est l'angle de visée du capteur.

2.4 LA TYPOLOGIE DES INDICES DE VÉGÉTATION

Pour établir une classification des indices de végétation, Lautenschlager et Perry (1981b) ont classé les indices en deux grandes catégories: la première regroupe les indices qui sont basés sur les canaux MSS5 et MSS7 (AVI, NDVI7, PVI7, TVI7 et RVI7 (7/ 5)), la seconde englobe tous les indices qui exploitent les canaux MSS5 et MSS6 (NDVI6, TVI6, PVI6, RVI6(6/ 5)) ainsi que d'autres indices qui impliquent trois ou quatre bandes (GRABS, GVI, MGVI).

Bariou *et al.* (1985a) ont classé les indices de végétation en deux principales catégories. Les indices créés à partir de la combinaison de deux bandes spectrales, notamment le rouge et le proche infrarouge, et les indices créés à partir de la combinaison de trois ou quatre bandes.

Huete (1984 et 1989) a classé les indices de végétation en deux grandes catégories, soient les indices de type rapport et les indices de type orthogonal. Les indices de type rapport créés à partir de deux bandes sont plus simples à utiliser que ceux issus d'une combinaison complexe. Les plus utilisés sont le RVI, le VIN et le NDVI qui est une normalisation de RVI pour éviter les valeurs négatives et éliminer en partie les variations d'éclairement dans les deux bandes (Rouse et al 1974). Dans un espace bidimensionnel, rouge et proche infrarouge, en fonction de la densité végétale ces indices montrent des isolignes qui convergent vers l'origine. La pente de ces isolignes devient très forte au fur et à mesure que le couvert végétal est dense. Par contre, les isolignes des indices de type orthogonal ne convergent pas vers l'origine mais plutôt sont parallèles à la droite des sols nus. La densité végétale est donc estimée selon la distance perpendiculairement entre les points de mesure et la droite des sols nus. On constate alors que la différence entre les indices de type rapport et les indices de type orthogonal est une différence "d'objectif". Les premiers opèrent par mesure directe alors que les seconds fonctionnent par mesure indirecte.

Également, Baret et Guyot (1991) ont classé les indices en deux catégories: ceux qui estiment le couvert végétal par rapport à la pente (RVI, NDVI, SAVI, TSAVI) et ceux qui l'estiment par la distance perpendiculaire par rapport à la droite des sols nus (par exemple: PVI et GVI).

En se basant sur cette étude bibliographique, nous proposons ici de classer les indices en deux groupes: les indices de la première génération et les indices de la deuxième génération (Bannari *et al.*, 1995a). Tout d'abord, il est important de signaler que l'analyse du tableau 2.1 montre plusieurs versions d'un même indice. Pour un simple changement

de milieu d'application, d'un facteur multiplicatif ou d'un changement de capteur, l'indice en question changera d'auteur et d'abréviation, mais garde à toute fin pratique la même formulation mathématique : c'est ce que nous pouvons appeler les indices de première génération. Notons comme exemple: les deux indices de Richardson et Wiegand (1977), l'indice "Soil Background Line" (SBL) et l'indice "Differenced Vegetation Index" (DVI), ainsi que l'indice DVI proposé par Clevers (1986), (voir tableau 2.1). Ces indices de la première génération sont déterminés par des méthodes empiriques sans tenir compte des effets atmosphériques, de la brillance des sols ou de leur couleur. Ils ont de sérieuses limitations parce qu'ils ont été développés pour un capteur particulier (Landsat-MSS) et pour des applications bien déterminées, ce qui ne valident pas les facteurs multiplicatifs pour d'autres domaines.

Durant les six dernières années, d'autres indices ont été développés et présentent une amélioration notable de l'indice original avec un raisonnement mathématique et physique, et un mode expérimental logique, ainsi que par simulation : c'est ce que nous pouvons appeler les indices de la deuxième génération (PVI, SAVI, MSAVI, TSAVI, ARVI, GEMI et NDVI). Ils s'appuient en général sur des valeurs de réflectances, corrigées le mieux possible des effets d'étalonnage et des effets atmosphériques. Malgré le développement de plusieurs nouveaux indices de végétation adaptés aux comportements des sols, l'indice le plus utilisé reste le NDVI. En effet, lorsque l'on effectue un survol de la littérature, c'est cet indice qui apparaît le plus souvent dans les articles traitant des applications de la télédétection. Le fait qu'il est souvent utilisé comme référence pour juger le comportement des nouveaux indices développés à partir des images satellitaires et des mesures sur le terrain ou par simulations, lui donne une place de choix parmi les indices de la deuxième génération.

2.5 CONCLUSION

Les indices de végétation sont des mesures quantitatives indiquant la vigueur de la végétation. Ils montrent une meilleure sensibilité que les bandes spectrales individuelles pour la détection de la biomasse. Leur intérêt se trouve dans l'aide à l'interprétation des images de télédétection, dans la détection des changements dans l'utilisation du sol, dans l'évaluation de la densité du couvert végétal et dans la discrimination entre les cultures et la prévision des récoltes.

À la lumière de cette synthèse bibliographique, nous remarquons qu'en général les indices de végétation n'ont pas de valeur universelle standard. À maintes reprises, dans un même domaine d'application ou dans des domaines différents la recherche a montré des résultats différents parfois contradictoires. L'atmosphère, l'étalonnage du capteur, la différence spatiale et spectrale entre capteurs, l'effet bidirectionnel, la couleur et la brillance du sol affectent sérieusement les indices de végétation. Dans un milieu hétérogène, comme le milieu urbain, où il y a un mélange dans les pixels entre la végétation et les autres éléments au sol, l'étude des indices de végétation devient plus complexe. Le choix d'un indice de végétation plutôt qu'un autre, pour n'importe quelle application, est assez délicat. Chaque milieu a ses propres caractéristiques et chaque indice est un indicateur de la biomasse verte à sa façon.

L'histoire des indices de végétation montre une première phase de développement basée uniquement sur des combinaisons linéaires ou des rapports de bandes brutes de DN (Digital Numbers). Une deuxième phase de conception est basée sur la connaissance des phénomènes physiques qui expliquent les interactions entre le rayonnement électromagnétique, l'atmosphère, le couvert végétal et le sol sous-jacent, pour résoudre les

problèmes reliés aux indices de végétation qui sont encore en suspens. La recherche a montré que les indices de la deuxième génération sont moins sensibles aux effets atmosphériques et à la brillance du sol que les indices de la première génération. Ainsi, les indices qui sont déterminés par des simulations en se basant sur l'équation du transfert radiatif, dans des conditions idéales, sont toujours plus précis que les autres. Mais, peuvent-ils garder la même sensibilité au couvert végétal dans des conditions normales sur des images satellitaires et aéroportées ? D'ailleurs, Pour répondre à cette question, le cinquième chapitre a pour objectif de faire la mise au point sur l'indice de végétation qui caractérise bien la végétation éparse en milieu urbain sans égard aux effets extérieurs.

Afin que les résultats issus des deux capteurs aéroporté et satellitaire (MEIS-II et TM) soient comparables, des corrections atmosphériques et radiométriques sont indispensables. Le chapitre suivant a pour but de faire la mise au point sur les phénomènes physiques introduit par l'atmosphère et sur les effets de dégradation d'étalonnage qui sont propres aux capteurs. Ainsi, nous déterminons tous les paramètres de corrections pour éliminer les perturbations liées à ces effets.

CHAPITRE III

LES CORRECTIONS RADIOMÉTRIQUES ET ATMOSPHÉRIQUES

3.1 INTRODUCTION

L'observation de la terre à partir des capteurs satellitaires ou aéroportés permet d'avoir une vue synoptique d'une région du globe terrestre ou d'un phénomène de façon répétitive. L'existence de plusieurs capteurs à bord de différents satellites, ainsi que la répétitivité des observations offrent la possibilité de développer des études multitemporelles telles que l'évolution du paysage urbain, le développement des cultures, l'inventaire forestier, la cartographie de l'occupation du sol, etc. Mais il existe un certain nombre de phénomènes, eux aussi évolutifs dans le temps et dans l'espace, qu'il faut prendre en considération si l'on veut interpréter correctement les données de télédétection des ressources terrestres. Parmi ces problèmes, un premier de nature fondamentale résulte de la présence de l'atmosphère caractérisée par une grande variabilité quant à sa composition. Le second type de problèmes est lié à dégradation de l'étalonnage radiométriques propres au capteur qui peuvent être causées par des changements dans les composantes électroniques et optiques.

Les luminescences mesurées par un capteur, aéroporté ou satellitaire, dans la région du visible et du proche infrarouge du spectre électromagnétique (0,4 à 1,1 μm) sont fortement influencées par deux processus atmosphériques: l'absorption par certains gaz et par les aérosols atmosphériques et la diffusion par les aérosols et par les molécules (Slater, 1980).

En effet, l'atmosphère intervenant, sur le trajet entre la source lumineuse et la cible et le capteur entraîne une diminution du contraste des images unidate. En outre, par son extrême variabilité dans le temps, elle intensifie jusqu'à un certain point les confusions dans les analyses multitemporelles (Deschamps *et al.*, 1984). Elle provoque un mélange des signatures spectrales de cibles voisines surtout pour des régions hétérogènes comme le milieu urbain dont les éléments sont de faibles dimensions (Deschamps *et al.*, 1981; Kaufman et Fraser, 1984). Quant à la détection de la végétation à l'aide des indices de végétation, la turbidité atmosphérique constitue une limitation très sévère (Dave, 1980; Jackson *et al.*, 1983a; Kaufman et Sandra, 1988; Qi *et al.*, 1991; Kaufman et Tanré, 1992). Les perturbations atmosphériques contaminent de manière différente les bandes spectrales et affectent toute combinaison de ces bandes pour calculer les indices de végétation. Cela rend difficile la comparaison des indices entre différentes dates ou différentes régions (Bonn et Rochon, 1992). L'étude des effets atmosphériques en vue de la mise au point des techniques opérationnelles de correction de ces effets est une nécessité en télédétection si l'on désire appliquer efficacement les données satellites dans des domaines comme les inventaires d'occupation du sol et la localisation des changements survenus dans le temps et dans l'espace à l'aide des indices de végétation et de classifications d'images (Tanré, 1982; Holben et Fraser, 1984; Holben, 1986; Holben *et al.*, 1986; Lee et Kaufman, 1986).

Si nous cherchons à optimiser les performances des expériences spatiales et aéroportées et comparer les résultats issus de différents capteurs, un étalonnage radiométrique adéquat est indispensable. Il existe des constantes d'étalonnage appropriées pour chaque capteur permettant de calculer le "gain" et "l'offset". Après le lancement du satellite Landsat-TM, la NASA (National Aeronautics and Space Administration) a publié les constantes d'étalonnage et les formules pour calculer le "gain et l'offset" (Markham et

Barker, 1986; Malila et Anderson, 1986). Quant aux paramètres propres au capteur MEIS-II, ils doivent être déterminés pour chaque vol (McColl *et al.*, 1984; Gauthier, 1992). Le but des corrections radiométriques et atmosphériques est donc d'éliminer les perturbations liées au capteur et à l'atmosphère et remonter à l'information physique significative qui est le signal intrinsèque à la cible.

Dans ce chapitre, nous trouvons pertinent de faire un rappel des différents phénomènes physiques introduits par la présence de l'atmosphère ainsi que leur formulation analytique intégrée dans le modèle de simulation atmosphérique 5S (Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire) (Tanré *et al.*, 1987). Ceci nous permettra de mettre en évidence, d'une part, les paramètres essentiels pour les corrections atmosphériques, et d'autre part, les éléments nécessaires pour les simulations effectuées dans le cadre du sixième chapitre consacré à l'étude des effets atmosphériques sur les indices de végétation en milieu urbain. Rappelons ici que la nouvelle version "H5S" adaptée aux vols aéroportés (Teillet et Santer, 1991), a été utilisé pour réaliser nos simulations pour le capteur MEIS-II.

Afin de calculer avec une bonne précision la contribution des différents termes de diffusion et d'absorption qui interfèrent lors de l'acquisition des images TM et MEIS-II, l'épaisseur optique des aérosols mesuré au sol à 550 nm a été utilisée comme une donnée d'entrée au modèle H5S. Pour que les résultats issus des deux capteurs soient comparables, nous avons intégré la fonction de réponse spectrale propre à chacune des bandes du capteur MEIS-II. Celles qui sont propres au capteur TM sont déjà programmées dans le modèle. Entre autres, les formules d'étalonnage appropriées à chaque capteur sont établies et toutes les constantes d'étalonnage calculées.

3.2 LE CAPTEUR "THEMATIC MAPPER" DE SATELLITE LANDSAT

Administré par la NASA, le programme américain de télédétection spatiale Landsat est exploité depuis 1972 et vise à offrir de façon continue des données images numériques. Les données issues du capteur "Thematic Mapper" (TM) sont les plus utilisées et les plus performantes pour l'étude de la végétation en particulier et les ressources terrestres en général (Tucker, 1978). Le capteur TM est embarqué sur le satellite Landsat, ce dernier gravite à une altitude de 700 km environ, suivant des traces au sol de 185 km par 185 km. Il retrouve exactement la même orbite et survole un même point tous les 18 jours à la même heure solaire locale vers 10 h (Markham et Barker, 1986). Il se caractérise par une bonne aptitude à se positionner avec précision et par une résolution spatiale au sol qui est de l'ordre de 30 m x 30 m. La riche information spectrale se résume par six bandes spectrales qui opèrent dans le visible et l'infrarouge (Tableau 3.1).

Tableau 3.1: Bandes spectrales nominales du capteur Landsat-TM
(Markham et Barker, 1986)

Capteur Landsat TM	
Bande	$\lambda_i - \lambda_s$ (μm)
TM 1 (B)	0,450 - 0,520
TM 2 (V)	0,520 - 0,620
TM 3 (R)	0,630 - 0,690
TM 4 (PIR)	0,760 - 0,900
TM 5 (MIR)	1,550 - 1,750
TM 7 (MIR)	2,080 - 2,350

λ_i : limite inférieure et λ_s : limite supérieure.

3.3 LE CAPTEUR MEIS-II

MEIS-II est un système imageur électro-optique multi-détecteur (Multi-detector Electro-optical Imaging Scanner) aéroporté qui fonctionne selon le mode d'exploitation "en peigne" (Till, 1984). Il a été construit par MacDonald Dettwiler et Associés pour le Centre Canadien de Télédétection (CCT), et a été l'objet de plusieurs évaluations au cours des dernières années dans divers domaines d'applications de la télédétection. Il a été par la suite modifié par le CCT afin d'y intégrer un mode d'acquisition d'imagerie stéréoscopique (Gibson, 1984; Gibson *et al.*, 1992). Le capteur MEIS-II contient huit canaux optiques indépendants; à chaque canal correspond un détecteur linéaire à transfert de charge (CCD) de 1728 éléments. Chaque élément est d'une dimension de 13 μm , ce qui correspond à un IFOV (Instantaneous Field of View) de 0,7 mrad, l'altitude de vol varie entre 700 et 11000 mètres ce qui permet aux pixels d'avoir une taille qui varie entre 0,40 et 8,00 mètres. Il offre la possibilité d'acquisition de l'ensemble d'une ligne de balayage (ligne de détecteurs en nombre suffisant pour couvrir d'un coup le champ à observer) transversalement à la trace de l'avion au sol en éliminant les risques inhérents au fonctionnement du mécanisme d'oscillation ou de rotation du miroir où l'acquisition se fait pixel par pixel le long d'une ligne de balayage. Le domaine spectral couvre le rayonnement visible et proche infrarouge de 350 nm à 1100 nm (Till, 1984). Dans cet intervalle, les caractéristiques spectrales d'une scène peuvent être choisies au moyen de filtres spectraux interchangeables placés à l'avant des objectifs. Le tableau 3.2 résume les bandes spectrales des filtres utilisés dans cette étude. La distance focale des objectifs est de 24,61 mm, ce qui permet un champ de visée globale de 49°. Puisque l'ouverture de l'objectif est réglable et le remplacement des filtres et des objectifs se fait rapidement, le capteur peut donc répondre à une large gamme d'applications de télédétection (Till, 1984). Des études du CCT en Australie, au Canada et aux États-Unis ont permis l'évaluation des images de ce capteur pour la cartographie

numérique et les mesures du stress et des anomalies de la végétation (Till *et al.*, 1983). Les résultats préliminaires pour identifier et cartographier les associations du couvert forestier en régénération après une coupe récente sont très encourageants (Brunelle *et al.*, 1990; Labonté *et al.*, 1987). Selon McColl *et al.* (1984), si de bonnes corrections géométriques, radiométriques et atmosphériques sont effectuées, les données MEIS-II sont applicables à plusieurs domaines. Avec ses résolutions spatiales et spectrales élevées, il devrait apporter de notables progrès pour les études en milieu urbain, du fait que l'identification de la plupart des phénomènes urbains est meilleure avec une résolution plus fine (Welch, 1982).

Tableau 3.2: Bandes spectrales du capteur MEIS-II
(Gauthier, 1992)

Capteur MEIS-II	
Bande	$\lambda_i - \lambda_s$ (μm)
MEIS 1	0,734 - 0,766
MEIS 2	0,655 - 0,685
MEIS 3	0,847 - 0,901
MEIS 4	0,622 - 0,659
MEIS 5	0,579 - 0,614
MEIS 6	0,506 - 0,530
MEIS 7	0,433 - 0,463
MEIS 8	0,532 - 0,564

3.4 LES CORRECTIONS ATMOSPHÉRIQUES

3.4.1 L'atmosphère en milieu urbain

L'atmosphère des régions urbano-industrielles est contaminée par divers gaz et par une quantité de poussières très élevée. C'est un milieu stratifié où les gradients de température, de pression, et d'humidité relative, ainsi que la concentration, la taille et la nature des particules varient avec l'altitude. Le diamètre de ces particules varie entre une fraction de micron et quelques microns (Turner et Spencer, 1972). Leurs principales sources sont soit naturelle, comme les poussières terrestres, soit anthropique, comme les fumées et la pollution des foyers industrielles (Colwell, 1983; Carbiener, 1986). La variation de la concentration des particules dans l'atmosphère, ainsi que de leurs propriétés physiques et chimiques se traduisent par une variation des caractéristiques optiques de l'atmosphère, ce qui perturbe ainsi le rayonnement solaire tout au long de son parcours à travers l'atmosphère. Quant à la présence de la vapeur d'eau dans l'atmosphère, elle résulte de l'évaporation des surfaces d'eau, de la transpiration des plantes et des phénomènes de respiration des êtres vivants, elle est plus forte au niveau de la terre et diminue avec l'altitude. Toutes ces variations ont pour effet de modifier le bilan énergétique du système terre-atmosphère (Shaw, 1983).

3.4.2 Le modèle de simulations atmosphériques 5S

Dans le cas idéal, sans atmosphère, tout le rayonnement solaire éclaire la surface terrestre. Les seuls photons que le capteur enregistrera seront ceux réfléchis par la cible, qui elle seule renvoie précisément dans la direction du satellite ou du capteur aéroporté; ce signal est directement relié aux propriétés de la cible, c'est le signal utile (Deschamps *et al.*, 1981 et 1982; Duhaut, 1985; Rouquet, 1984; Tanré *et al.*, 1979; Tanré, 1982; Tanré *et al.*,

1985; Tanré, 1988). Si maintenant nous interposons l'atmosphère, le nombre de photons directement transmis sur le double trajet, du soleil à la terre puis de la terre au capteur, sera moindre et la cible paraîtra plus sombre qu'elle ne l'est. Généralement, le rayonnement solaire peut être absorbé, diffracté ou diffusé lorsqu'il entre en contact avec la matière ou lorsqu'il change de milieu.

Formellement le problème de la correction atmosphérique se pose comme suit: connaissant le signal reçu par le capteur et mesuré à une altitude donnée selon une géométrie d'éclairement et d'observation bien déterminée, comment éliminer la perturbation liée à l'atmosphère pour remonter à l'information physique significative, la réflectance au sol ? Pour résoudre ce problème, plusieurs modèles physiques ont été développés parallèlement avec la puissance du traitement informatique. Ils permettent de calculer tous les paramètres nécessaires pour corriger les effets atmosphériques en télédétection des ressources terrestres, si on connaît les caractéristiques de l'atmosphère au moment de l'acquisition de l'image. Suite à de nombreuses études comparatives effectuées à l'aide de ces différents modèles analytiques (DOM, Dave, Lowtron 6, Turner, SMART et 5S) dans des conditions d'éclairement et de visée différentes et à plusieurs longueurs d'onde, Royer et ses collaborateurs (1988b), ainsi que Chartier *et al.* (1989) recommandent fortement le modèle 5S (Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire) pour le calcul des paramètres de corrections atmosphériques des images numériques de télédétection.

Le modèle numérique 5S développé par le Laboratoire d'Optique Atmosphérique (LOA) de Lille, France (Deschamps *et al.*, 1981; Tanré *et al.*, 1979; Tanré, 1988; Tanré, 1982; Tanré *et al.*, 1985; Davis et Royer, 1987; Tanré *et al.*, 1987 et 1990) a été mis au point pour étudier l'influence de l'atmosphère et de l'environnement sur le signal mesuré

aux capteurs satellitaires. C'est un modèle uni-couche qui approxime la solution de l'équation du transfert radiatif en supposant une atmosphère homogène horizontalement, sans nuages et un sol lambertien sans relief. Il tient compte de la diffusion par les molécules (diffusion de Rayleigh), de la diffusion par les aérosols (diffusion de Mie), et de l'absorption par les gaz (ozone, vapeur d'eau, oxygène, dioxyde de carbone) et les aérosols. Il repose sur l'hypothèse de base que les phénomènes d'absorption par les gaz et ceux de diffusion par les aérosols et les molécules sont indépendants (Royer *et al.*, 1988a). Il a la particularité de modéliser l'effet de l'environnement dans le cas des sols hétérogènes comme en milieu urbain (Tanré *et al.*, 1981; 1985 et 1990). Le modèle n'est pas valide pour des angles zénithaux solaires supérieur à 60° , ni des angles zénithaux d'observation supérieur à 50° . En terme de densité des aérosols, pression, température, et concentration de vapeur d'eau sont représentées dans l'algorithme 5S en 34 couches atmosphériques séparées entre le niveau moyen de la mer et l'altitude de 100 km. Les expressions analytiques présentées dans ce chapitre sont valables pour la télédétection satellitaire ou le signal traverse toute l'atmosphère. Par ailleurs, pour la télédétection aéroportée l'avion est à une altitude intermédiaire et le signal ne traverse pas toutes les couches atmosphériques. Pour tenir compte de l'altitude "H" du capteur et de l'élévation de la surface du sol au dessus du niveau moyen de la mer, Teillet et Santer (1991) ont modifié le modèle 5S en "H5S". Les résultats préliminaires, de ces deux chercheurs, indiquent que cette nouvelle version, H5S, semble très bien adaptée aux capteurs aéroportés. L'approche et les équations utilisées pour raffiner l'algorithme de façon à le doter de cette nouvelle capacité sont discutés par Teillet et Santer (1991).

Par ailleurs, le modèle H5S a été développé dans un double but, aider à l'interprétation des données des satellites déjà existants (satellites météorologiques et

satellites d'observation de la terre) et l'évaluation des performances d'un nouveau capteur. En outre, il permet à l'utilisateur de choisir le capteur et son altitude, l'altitude moyenne de la région d'étude, de restituer la géométrie d'éclairement et d'observation, de définir son propre modèle atmosphérique ou de choisir un modèle standard parmi ceux qui sont programmés, de choisir le type et la concentration des aérosols ou d'introduire l'épaisseur optique des aérosols, de sélectionner les conditions spectrales parmi celles déjà existantes ou d'en intégrer de nouvelles et enfin de définir le type de surfaces. Pour sa formulation analytique simple, sa flexibilité et une meilleure combinaison de précision et de rapidité de calcul (Chartier *et al.*, 1989; Tanré *et al.*, 1985; Royer *et al.*, 1988b), ainsi que par son adaptation aux vols aéroportés (Teillet et Santer, 1991), le modèle H5S a été choisi pour réaliser notre recherche.

Afin de déterminer avec précision l'ensemble des paramètres nécessaires pour nos corrections (transmission moyenne des gaz, transmission atmosphérique totale et réflectance intrinsèque à l'atmosphère) nous avons choisi les paramètres d'entrée de façon à restituer au mieux la réalité au moment d'enregistrement de nos images. Nous avons spécifié les conditions géométriques, spectrales, de surfaces et atmosphériques (modèle atmosphérique standard US-1962, modèle d'aérosol urbain dont la concentration est exprimée à l'aide de l'épaisseur optique des aérosols mesurée au sol à 550 nm).

3.4.2.1 Conditions de géométrie d'éclairement et d'observation

Généralement dans les études de télédétection passive, les sources autres que le soleil sont considérées comme négligeables ou, plus exactement, comme un facteur produisant une fraction de luminance inconnue mais constante pour toute l'image. Le soleil

est donc l'unique source ponctuelle placée à l'infini. Sa position par rapport à un système de référence donné, centré au milieu de la scène au point P, est définie par l'angle zénithal solaire ou d'éclairement, θ_s , et l'angle azimutal solaire, ϕ_s (figure 3.1). Ces paramètres de position (θ_s , ϕ_s) sont estimés en fonction de la latitude et la longitude du centre de la scène, du temps d'acquisition de l'image, de la déclinaison solaire et de l'équation du temps. Pour les images aéroportées, ces paramètres sont déterminés avec une bonne précision, alors que pour les images Landsat une erreur maximale d'un degré peut être glissée aux points extrêmes de l'image par rapport au point central (Cavayas, 1984). Quant à la position du capteur, elle est aussi déterminée par rapport au point central de la scène, P, par l'angle zénithal d'observation ou de visée, θ_v , et l'angle azimutal d'observation, ϕ_v . Dans le cas du satellite Landsat-TM qui a un angle maximal d'observation de 5,5°, la géométrie du modèle H5S considère l'angle zénithal d'observation nul (Tanré *et al.*, 1987). Les paramètres qui caractérisent la géométrie d'éclairement et d'observation lors de l'enregistrement des images sont présentés dans le tableau 3.3. Les équations suivantes ont permis de déterminer cette géométrie (Iqbal, 1980; Tanré *et al.*, 1987):

$$\theta_s = \text{Arccos} [\sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \cos(t)] \quad (3.1)$$

$$\phi_s = \pi + \text{Arcsin} [\cos(\delta) \sin(t) / \sin(\theta_s)] \quad (3.2)$$

$$\delta = \text{Arcsin} [0,3978 \sin \{ 2\pi (\text{jour} - 80,25) / 365 \}] \quad (3.3)$$

$$\theta_v = \text{Arcsin} [(1 + H/R_t) \sin(\beta/2) \sin(N_c - L/2) / L] \quad (3.4)$$

$$\phi_v = \text{Arccos} [\{ \sin(\phi_{st}) - \sin(\phi_p) \cos(\psi) \} / \{ \cos(\phi_p) \sin(\psi) \}] \quad (3.5)$$

$$\psi = \text{Arcsin} [y / R_t] \quad (3.6)$$

où

- φ : latitude du lieu d'observation,
- t : angle horaire du soleil en radians, $t = h \cdot (360 / 24)$
avec $h = \text{heure locale} - 12$,
- δ : déclinaison du soleil en radians,
- jour : jour julien = nombre de jour depuis le début de l'année au jour de l'acquisition de l'image,
- H : altitude du capteur,
- R_t : rayon de la terre,
- y : petit axe de l'ellipsoïde de référence,
- β : moitié de l'angle de champs de balayage,
- N_c : numéro du pixel central le long de la ligne de balayage,
- L : nombre total des pixels par ligne de balayage,
- ϕ_{st} : latitude du satellite,
- ϕ_p : latitude du centre de la scène,
- ψ : angle au centre de la terre.

Tableau 3.3: Les paramètres de la géométrie d'éclairement et d'observation

Capteur	Date	TU	θ_s (degré)	ϕ_s (degré)
Landsat-TM	21 Août 1990	14h 58	41,66	132,72
MEIS-II	21 Août 1990	20h 07	51,71	245,21

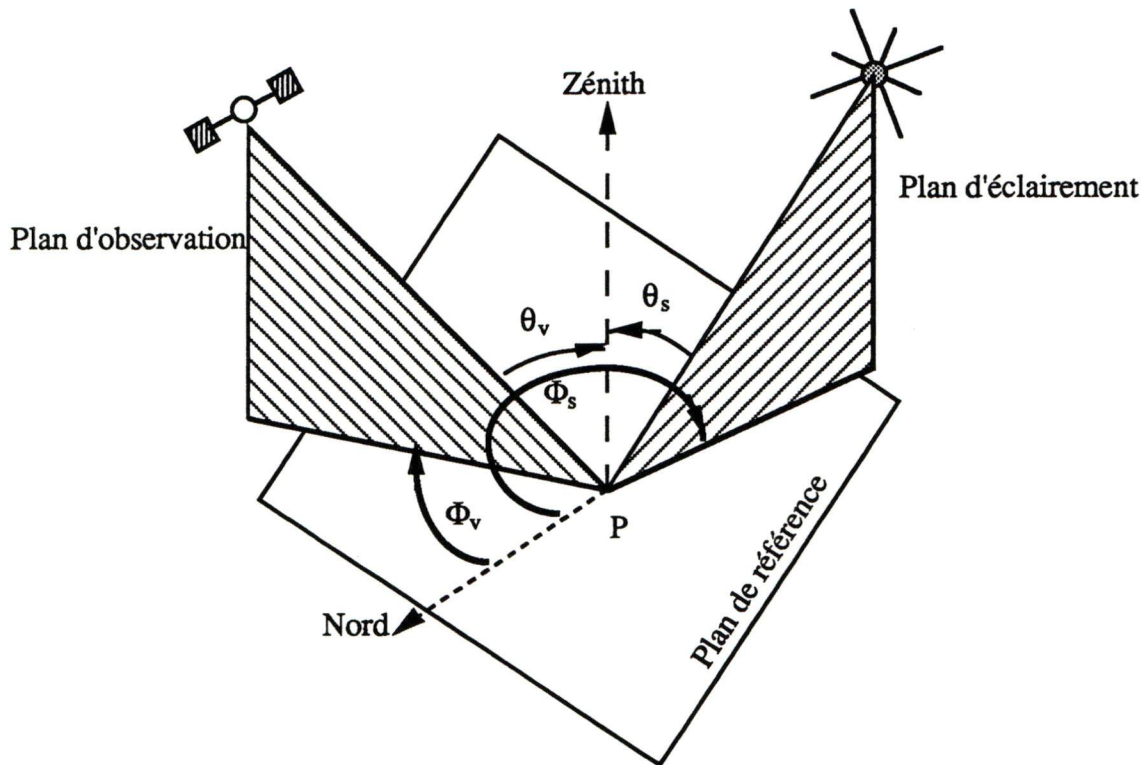


Figure 3.1: Géométrie d'éclairement et d'observation

3.4.2.2 Conditions spectrales

L'indice de végétation calculé à partir des données obtenues sur la même cible, mais par différents capteurs, ne peut avoir une valeur unique et standard à cause de la différence entre les fonctions de réponse spectrale propre à chaque bande pour chaque instrument, des résolutions spatiales différentes et des champs de visée qui sont toujours différents (Teillet *et al.*, 1994; Kong et Madjar, 1988). Les détecteurs et les filtres utilisés pour mesurer le rayonnement électromagnétique sont propres à chaque longueur d'onde et à chaque capteur. La fonction de réponse spectrale de chacune des bandes est une combinaison de la réponse du filtre et de celle du détecteur. Par exemple, chacun des capteurs Landsat-MSS, TM, SPOT, NOAA-AVHRR, EOS-MODIS, MEIS-II, etc. possède une bande dans le rouge et une dans l'infrarouge, mais avec des réponses spectrales différentes. L'effet de cette

différence sur le calcul des indices de végétation peut être éliminé par la détermination de la valeur moyenne de la réflectance intégrée sur chacune des bandes pour chaque instrument avec des corrections atmosphériques et un étalonnage radiométrique du capteur (Jakson et Huete, 1991; Slater, 1980).

Le modèle H5S permet à l'utilisateur le choix des conditions spectrales des différents capteurs satellitaires y compris celles du capteur TM. Les réponses spectrales propres aux filtres du capteur TM sont illustrées par la figure 3.2. Puisqu'on ne disposait d'aucune information spectrale sur le capteur MEIS-II, en collaboration avec le CCT (Division de l'acquisition des données) (Gauthier, 1992), la fonction de réponse spectrale typique de chacune des bandes a été déterminée, normalisée et par la suite intégrée dans le modèle H5S. Les réponses spectrales des huit bandes, illustrées par la figure 3.3, se caractérisent par une résolution spectrale étroite du fait que la largeur des bandes est d'environ 30 nm.

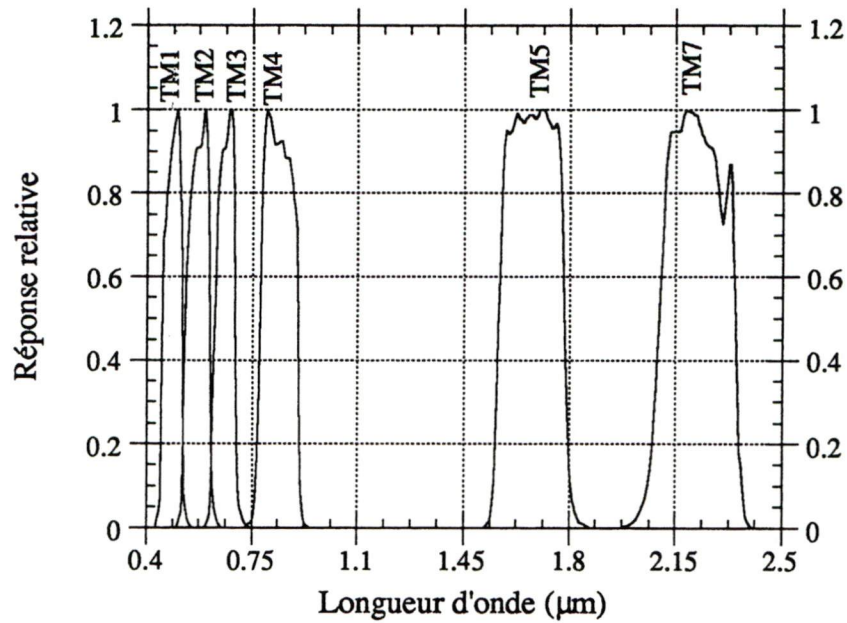


Figure 3.2: Réponse spectrale typique des filtres du capteur Landsat-TM
(Source des données: Tanré et al., 1987)

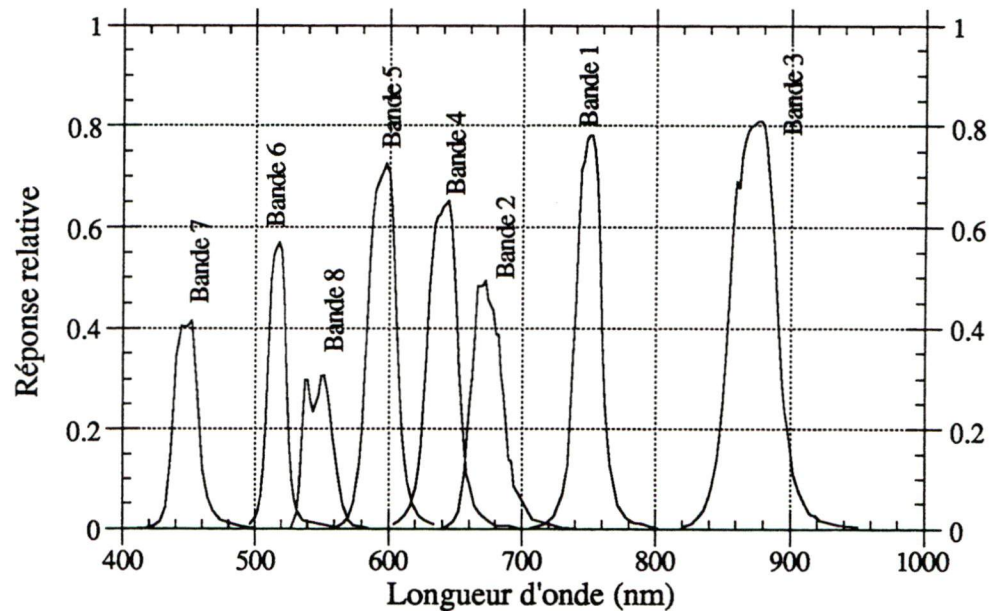


Figure 3.3: Réponse spectrale typique des filtres du capteur MEIS-II
(source des données Gauthier, 1992).

3.4.2.3 Mesures de l'épaisseur optique au sol à 550 nm

La correction des différentes perturbations atmosphériques nécessite en tout premier lieu de connaître tous les paramètres atmosphériques qui interfèrent au moment de l'acquisition des images. On peut par exemple utiliser la visibilité observée sur le site d'étude pour estimer l'épaisseur optique de l'atmosphère, mais c'est une approximation peu précise et qui peut introduire une erreur de $\pm 50\%$ (Deschamps *et al.*, 1981). Selon Moran *et al.* (1991) la méthode la plus précise consiste à utiliser un modèle de transfert radiatif dont la turbidité atmosphérique doit être exprimée à l'aide de l'épaisseur optique de l'atmosphère mesurée au sol. Celle-ci est un indice de mesure du nombre d'interactions entre le rayonnement solaire et tous les constituants atmosphériques pour une trajectoire bien déterminée. Elle représente le coefficient d'atténuation pour tout le parcours atmosphérique. Une faible valeur de ce coefficient signifie une faible atténuation du signal. D'après Turner et Spencer (1972), Deschamps et ses collaborateurs (1981) l'épaisseur optique de l'atmosphère " τ " se décompose comme suit:

$$\tau = \tau_r + \tau_a + \tau_g \quad (3.7)$$

où

- τ_a : l'épaisseur optique des aérosols atmosphériques ou de Mie,
- τ_r : l'épaisseur optique des molécules ou de Rayleigh,
- τ_g : l'absorption par les gaz.

L'épaisseur optique de l'atmosphère doit être mesurée au moment du passage du satellite, ou du capteur aéroporté, au-dessus de la scène étudiée (O'Neill et Miller, 1977; Turner et Spencer, 1972; Tanré, 1982). Durant la journée d'acquisition des images, MEIS-II et TM, une campagne terrain a été organisée, par le Centre d'Applications et de

Recherches en Télédétection (Cartel, 1990) sur le territoire de l'île de Montréal pour mesurer l'épaisseur optique de l'atmosphère. Cette mesure consiste à viser le soleil à partir de la surface du sol à l'aide d'un photomètre solaire qui enregistre en fonction du temps l'éclairement solaire direct au sol, $E_s(\lambda)$. Un photomètre solaire portable de type SONOTEK équipé de six filtres spectraux correspondant à des longueurs d'onde précises a été utilisé. Le champ de visée de cet instrument est inférieur à 2° ce qui ne devrait pas entraîner plus de 2% d'erreur due au rayonnement diffus (Shaw, 1983). L'atténuation de l'éclairement solaire au sol est fonction de la longueur d'onde, de l'épaisseur optique de l'atmosphère et de la géométrie d'éclairement, θ_s . Au sol, l'éclairement peut être calculé par l'équation suivante dite de "Beer-Lambert":

$$E_s(\lambda) = [D_0 / D]^2 E_0(\lambda) \exp[-\tau / \cos(\theta_s)] \quad (\text{Wm}^{-2}\mu\text{m}^{-1}) \quad (3.8)$$

$$D = 1 - e \cos[n(\text{jour} - 4)] \quad (3.9)$$

où

$E_s(\lambda)$: éclairement solaire au sol,

$E_0(\lambda)$: éclairement solaire hors atmosphère,

D_0 : distance moyenne terre-soleil, égale à 1 (1 unité astronomique),

D : facteur de distance relative terre-soleil (pour la journée d'acquisition de nos images D a pour valeur 1,0117 (en unité astronomique),

n : a pour valeur $0,9856^\circ$ / jour moyen,

e : a pour valeur 0,01763 (excentricité de l'orbite de la terre).

L'application d'une fonction logarithmique à l'équation (3.8) permet de tirer la formule suivante pour déterminer l'épaisseur optique des aérosols:

$$\tau_a = \cos(\theta_s) \ln \left[\frac{E_o(\lambda)}{E_s(\lambda)} \left(\frac{D_o}{D} \right)^2 \right] - \tau_r - \tau_g \quad (3.10)$$

L'épaisseur optique des molécules peut être formulée et calculée de façon approchée comme suit (Deschamps *et al.*, 1981):

$$\tau_r = 8,435 \cdot 10^{-3} \cdot \lambda^{-4} - 1,224 \cdot 10^{-4} \cdot \lambda^{-5} + 1,4 \cdot 10^{-4} \cdot \lambda^{-6} \quad (3.11)$$

Par contre pour l'absorption par les gaz (τ_g), les filtres utilisés permettent d'éviter la plupart des bandes d'absorption gazeuse. Mais la contribution de l'ozone à l'atténuation atmosphérique ne peut être évitée, pour extraire cette contribution de l'atténuation totale, on utilise la relation suivante :

$$\tau_{o3} = A_{o3} U_{o3} \quad (3.12)$$

où τ_{o3} est l'absorption par l'ozone, A_{o3} est le coefficient d'absorption et U_{o3} est la quantité d'ozone évaluée à partir d'une courbe annuelle (Iqbal, 1980). La valeur de l'absorption par l'ozone est estimée d'environ 0,01 à 550 nm (Cartel, 1990).

Les mesures ont été effectuées à un intervalle de 15 minutes en deux séquences consécutives en notant l'heure au début et à la fin de chaque séquence. Afin de ramener nos valeurs d'épaisseur optique des aérosols à la longueur d'onde standard (550 nm), nous avons procédé en deux étapes: une première consiste à calculer la moyenne des épaisseurs optiques des aérosols durant la période du vol pour chacun des filtres du photomètre permettant de définir une relation de dépendance spectrale de " τ_a ", la seconde permet l'extraction de la valeur de l'épaisseur optique des aérosols à 550 nm par extrapolation.

Durant la journée d'acquisition des images, le ciel était très clair et sans nuage, ce qui reflète d'ailleurs la faible valeur de l'épaisseur optique des aérosols qui est égale à $0,05 \pm 0,01$.

3.4.2.4 L'absorption par les gaz

L'absorption par les gaz et la vapeur d'eau constitue une source d'erreur non négligeable dans le domaine infrarouge. Théoriquement les bandes spectrales des détecteurs utilisés pour l'observation satellitaire et aéroportée se situent en dehors des bandes d'absorption des différents gaz atmosphériques. Cependant, il subsiste malgré tout un effet d'absorption qui se traduit par une atténuation du signal mesuré et qui est modélisée (équation 3.13) par l'introduction d'un facteur de transmission gazeuse moyenne, \bar{t}_g , (Deschamps *et al.*, 1981). Dans ce processus d'absorption, un certain nombre de photons disparaissent, l'énergie correspondante est transformée en énergie calorifique, et on observe une atténuation du signal dans la direction de propagation. Ces photons contribuent à réchauffer l'atmosphère qui réémet cette énergie, mais à des longueurs d'onde de l'infrarouge thermique (Tanré, 1988). Le spectre de raies définissant l'absorption par les gaz est très complexe (Duhaut, 1985) car l'absorption dépend fortement de la longueur d'onde. La transmission gazeuse varie en fonction des conditions géométriques d'observation et d'éclairement définies par le facteur m^* , du type d'atmosphère défini par des concentrations variables en vapeur d'eau et en gaz, et de la longueur d'onde. La quantité de vapeur d'eau utilisée est égale à $1,424 \text{ g/cm}^2$, elle correspond à la valeur intégrée au modèle atmosphérique standard US-1962. Les valeurs déterminées de la transmission gazeuse moyenne dans chacune des bandes des capteurs sont présentées dans le tableau 3.4. A cause des conditions atmosphériques très favorables, nous remarquons que l'effet d'absorption se manifeste surtout dans les bandes vertes qui montrent une atténuation relative d'environ 8% et 5% pour TM et MEIS-II,

respectivement. Dans cette zone du spectre (0,5 à 0,59 μm) c'est l'ozone qui est responsable de cette absorption. L'effet d'absorption par la vapeur d'eau, qui se manifeste théoriquement plus dans le proche infrarouge, est presque nul.

$$\overline{t_g}(\theta_s, \theta_v) = \prod_{i=1}^4 t_{gi}(\theta_s, \theta_v, U_{gi}) \quad (3.13)$$

$$t_{gi}(\theta_s, \theta_v, U_{gi}) = \exp[-\beta(\Delta\lambda)(m^* U_{gi})^n] \quad (3.14)$$

$$m^* = 1/\mu_s + 1/\mu_v$$

où

$$\mu_s = \cos(\theta_s)$$

$$\mu_v = \cos(\theta_v)$$

$\beta(\Delta\lambda)$: coefficient d'absorption empirique, défini pour un intervalle spectral donné,

U_{gi} : contenu total intégré verticalement de l'atmosphère en CO_2 , O_3 , O_2 et H_2O ,

n : est environ égale à 0,5 pour les bandes d'absorption très intenses (vapeur d'eau est gaz carbonique), est égale à 1,0 pour les bandes d'absorption faibles,

Tableau 3.4: valeurs de la transmission gazeuse moyenne
(Simulations à l'aide de H5S)

Capteur MEIS-II		Capteur TM	
Bande	$\overline{t_g}$	Bande	$\overline{t_g}$
MEIS 7 (B)	0,998	TM 1 (B)	0,9853
MEIS 8(V)	0,9578	TM 2 (V)	0,9293
MEIS 2 (R)	0,9788	TM 3 (R)	0,9502
MEIS 3 (PIR)	0,9999	TM 4 (PIR)	0,9942

3.4.2.5 La diffusion atmosphérique

La diffusion atmosphérique est due à l'interaction des photons avec les molécules (Rayleigh) et les aérosols en suspension dans l'air (Mie). Lors de la diffusion les photons ne sont pas perdus mais redistribués dans toutes les directions avec une probabilité qui est définie par la fonction de phase de diffusion. Le phénomène montre une atténuation du signal dans la direction d'éclairement, et une augmentation dans toutes les autres directions. Lorsque le sol est inhomogène en réflectance, trois composantes se distinguent dans le signal reçu au capteur, satellitaire ou aéroporté : soit la composante intrinsèque à l'atmosphère (aucune réflexion au sol), la composante propre à la cible et enfin la composante environnement qui se caractérise par une contamination du signal au capteur (Davis et Royer, 1987; Kaufman et Fraser, 1984; Tanré *et al.*, 1987; Chartier *et al.*, 1989).

Nous considérons tout d'abord la fraction des photons extraits du faisceau solaire incident, avant qu'ils n'atteignent la surface, et qui sont rétrodiffusés vers l'espace. Ceux qui subissent leur dernière diffusion dans le champ d'observation du capteur seront enregistrés. Cette composante du signal est intrinsèque à l'atmosphère, $\rho_a(\theta_s, \theta_v, \varphi)$, et ne transporte aucune information utile sur le sol (purement parasite) elle est appelée réflectance atmosphérique (figure 3.4a). En effet, la réflectance atmosphérique est responsable en partie de la perte de contraste dans l'image de par son effet additif au rayonnement issu de la cible. Elle dépend fortement des conditions géométriques, d'éclairement et d'observation, de l'état de l'atmosphère, de la répartition des aérosols (fonction de phase), de l'altitude et de la longueur d'onde. La détermination de cette composante dans les canaux rouge et bleu est d'une très grande importance pour calculer avec précision la valeur du facteur d'auto-correction atmosphérique, γ . Ce dernier est défini par Kaufman et Tanré (1992) pour calculer l'indice de végétation résistant aux effets

atmosphériques (ARVI) et l'indice "Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index" (TSARVI) (Bannari *et al.*, 1994). La réflectance intrinsèque à l'atmosphère est plus délicate à formaliser, si l'on néglige les diffusions atmosphériques d'ordre supérieur on peut écrire Deschamps *et al.*, 1981:

$$\rho_a(\theta_s, \theta_v, \varphi) = \frac{\tau p(\xi(\theta_s, \theta_v, \varphi))}{4 \mu_s \mu_v} \quad (3.15)$$

$p(\xi(\theta_s, \theta_v, \varphi))$ est la fonction de phase de la diffusion, elle représente la probabilité relative de diffusion d'un photon dans une direction faisant l'angle "ξ" avec la direction d'incidence.

Le reste des photons du faisceau solaire finiront par traverser l'atmosphère vers le capteur, mais il subsiste généralement un faible effet d'absorption (Tanré, 1982). Ces photons contribueront à l'illumination de la surface, sous la forme d'un faisceau direct et un autre diffus. Le faisceau direct qui se propage dans la direction d'éclairement vers le sol forme en général la composante utile, est défini par un facteur de transmission direct (figure 3.4b):

$$t(\theta_s) = \exp(-\tau / \mu_s) \quad (3.16)$$

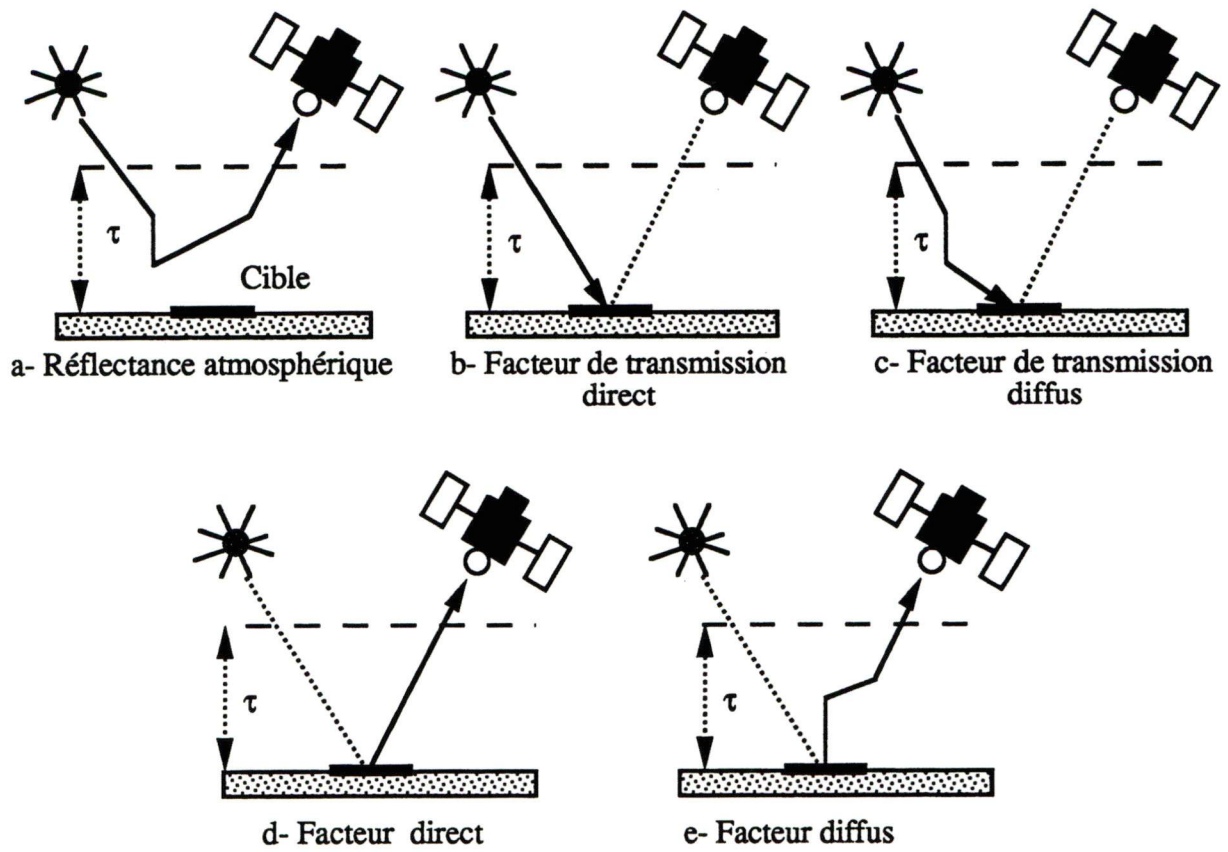


Figure 3.4: Influence de l'atmosphère sur le signal mesuré au capteur
(d'après Deschamps et Tanré, 1981)

Le faisceau diffus par l'atmosphère vers le bas est défini par un facteur de transmission diffus $t_d(\theta_s)$ qui compense partiellement l'atténuation du faisceau solaire direct (figure 3.4c). La somme de ces deux facteurs de transmission direct et diffus définit un facteur de transmission totale entre le soleil et la terre et qu'on notera $T(\theta_s)$:

$$T(\theta_s) = \exp(-\tau/\mu_s) + t_d(\theta_s) \quad (3.17)$$

La même approche sera faite pour la fraction des photons qui se trouvent maintenant diffusé sur le trajet retour, depuis la surface vers l'espace, évidemment avec interposition de l'atmosphère. Les photons réfléchis par la surface peuvent être transmis vers le capteur de façon directe (figure 3.4d) ou diffuse (figure 3.4e). Par analogie à ce qui se passe sur le trajet entre le soleil et la terre on fera appel aux mêmes facteurs de transmission direct $t(\theta_v)$, diffus $t_d(\theta_v)$ et total $T(\theta_v)$ mais pour l'angle zénithal d'observation θ_v . (Deschamps *et al.*, 1981; Tanré *et al.*, 1979; Tanré *et al.*, 1981; Tanré, 1982 et 1988):

$$T(\theta_v) = \exp(-\tau / \mu_v) + t_d(\theta_v) \quad (3.18)$$

Les valeurs de la réflectance intrinsèque à l'atmosphère et celle de la transmission atmosphérique totale ($T_{atm}(\lambda)$) sont calculées, dans chaque bande spectrale au niveau des capteurs, et récapitulées dans le tableau 3.5. Théoriquement la résolution spectrale étroite du capteur MEIS-II doit être moins affectée par la diffusion atmosphérique que la large résolution spectrale du capteur TM. Cela est bien vrai dans les bandes verte, rouge et proche infrarouge où se manifeste plus la diffusion de Mie qui est une fonction de λ^{-1} et intervient dans tout le spectre du rayonnement solaire. Nous remarquons que l'effet intrinsèque à l'atmosphère se manifeste plus dans la bande bleue de MEIS-II que dans celle de TM. Cela est dû à la diffusion de Rayleigh qui est une fonction de λ^{-4} (équation 3.11) et qui a une influence importante surtout aux plus courtes longueurs d'onde. La variation de cette composante est d'environ 6% entre le bleu et le rouge. D'une façon inverse, cette variation affecte la transmission atmosphérique totale qui passe de 73% dans le bleu à 92% dans le rouge pour le MEIS-II et de 79% dans le bleu à 91% dans le rouge pour TM.

Tableau 3.5: Valeurs de la transmission atmosphérique totale et de la réflectance intrinsèque à l'atmosphère (Simulations à l'aide de H5S).

Capteur MEIS-II			Capteur TM		
Bande	ρ_a	T_{atm}	Bande	ρ_a	T_{atm}
MEIS 7 (B)	0,0729	0,7315	TM 1 (B)	0,0668	0,7882
MEIS 8 (V)	0,0329	0,8900	TM 2 (V)	0,0357	0,9058
MEIS 2 (R)	0,0144	0,9208	TM 3 (R)	0,0201	0,9136
MEIS 3(PIR)	0,0054	0,9570	TM 4 (PIR)	0,0085	0,9491

L'expression approchée et simplifiée de la réflectance apparente au capteur d'un site homogène et lambertien sera finalement donnée par l'équation suivante (sans tenir compte de la transmission gazeuse):

$$\rho'(\theta_s, \theta_v, \phi_v) = \rho_a(\theta_s, \theta_v, \phi_v) + \rho(\theta_s, \theta_v, \phi_v) T_{atm} \quad (3.19)$$

où

ρ : réflectance au sol,

T_{atm} : la transmission atmosphérique totale à l'altitude du capteur,

$T_{atm} = T(\theta_s) T(\theta_v)$.

Lorsqu'on tiendra compte de la diffusion et de l'absorption par les gaz et vapeur d'eau à la fois, la réflectance apparente mesurée au capteur, ρ^* , sera formulée comme suit (Tanré *et al.*, 1987):

$$\rho^* = \bar{t}_g \cdot \rho' \quad (3.20)$$

3.5 ÉTALONNAGE DU CAPTEUR

Dans les paragraphes précédents, nous avons examiné les diverses interactions entre le rayonnement électromagnétique et les constituants de l'atmosphère, depuis la source d'illumination jusqu'au capteur, et nous avons calculé les paramètres nécessaires aux corrections atmosphériques. Dans cette section nous allons, d'une part, rappeler les formules d'étalonnage propres à chaque capteur et, d'autre part, calculer leurs constantes d'étalonnage puis nous combinerons dans une équation linéaire tous les paramètres de corrections radiométriques et atmosphériques pour déterminer la réflectance au sol. Cette dernière, élément de base indispensable pour notre recherche, constitue le paramètre de surface que nous cherchons à établir avec une bonne précision.

Le processus de formation de l'image peut être caractérisé par la résolution spectrale, spatiale, et radiométrique propres au système de détection utilisé. La résolution spectrale joue un rôle important dans la discrimination entre les diverses classes d'occupation du sol. Quant à la précision radiométrique, elle définit la luminance équivalente au bruit propre au système de détection. L'étalonnage radiométrique est d'une très grande importance, d'une part, pour la surveillance de l'environnement végétal à l'aide des indices de végétation, et d'autre part, pour une comparaison uniforme des indices de végétation lorsque les données sont enregistrées par différents capteurs (Price, 1987). Nous pouvons distinguer un étalonnage relatif et absolu.

3.5.1 L'étalonnage relatif

L'étalonnage relatif permet d'harmoniser l'information fournie par les différents détecteurs composant le capteur (Robinove, 1982). Citons comme exemple, le capteur

MSS du satellite Landsat qui comporte 6 détecteurs par bande spectrale, le capteur HRV du satellite SPOT qui en possède 2000 et le capteur aéroporté MEIS-II qui en a 1728. Chacun des détecteurs du capteur possède sa propre sensibilité, son propre "gain", et son propre "offset". En conséquence, la réponse instrumentale à un paysage spatialement uniforme ne sera pas constante, et nécessitera d'apporter une correction à chaque canal. Il s'agit là d'une opération indispensable pour compenser la dispersion des caractéristiques des détecteurs élémentaires. Le but de l'étalonnage relatif est donc de déterminer les paramètres de correction propres au capteur appelés "coefficients d'égalisation" (CNES, 1986) qui permettent de calculer le "gain et l'offset" propres à chacune des bandes. Cette opération est réalisée au laboratoire par le constructeur (Leroy, 1988).

Les capteurs satellitaires sont étalonnés avant leur lancement et ils sont ensuite surveillés de façon plus attentive afin de mettre à jour l'étalonnage si nécessaire. D'après Price (1987), les procédures du lancement du satellite dans sa trajectoire dans l'espace produisent des variations importantes dans les composantes électroniques et optiques du capteur ce qui altère sa précision radiométrique d'où la nécessité d'un étalonnage post lancement. Par ailleurs, ces variations peuvent être aussi causées par des facteurs extérieurs au satellite dans l'espace, comme les frottements cosmiques et la radiation solaire exercée sur le satellite dans les parties ensoleillées de l'orbite (CNES, 1976). Le désert de "gypse" à "White Sands" au Nouveau Mexique aux Etats-unis sert comme site d'étalonnage du capteur Landsat-TM (Slater, 1985). Quant au capteur aéroporté MEIS-II, il doit être étalonné régulièrement au laboratoire, ce qui est nécessaire, compte-tenu des conditions auxquelles il est soumis au moment du décollage et de l'atterrissage de l'avion. Afin d'éliminer l'effet de la réponse variable entre les détecteurs de la même barrette, une

première normalisation du “gain” de la sortie de chaque détecteur est effectuée en temps réel d'acquisition de l'image (Till, 1984).

3.5.2 L'étalonnage absolu

L'étalonnage absolu permet la transformation des luminances en unités absolues dans le but d'étalonner le capteur radiométriquement et à l'atmosphère, autrement dit, établir la relation entre la réponse du capteur et l'information qu'il reçoit de l'extérieur et qu'il est destiné à mesurer (Colwell, 1983). Évidemment, la précision de toutes les opérations de traitements d'images qui suivent dépendra automatiquement de la précision des corrections combinées du capteur et de l'atmosphère. En effet, les images sont codées en niveau de gris (DN: Digital Number) sur 8 bits, dont les valeurs sont comprises entre 0 et 255, bornes incluses. La transformation des DN en luminances apparentes au capteur, $L^*(\lambda)$ ($\text{mW.cm}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\mu\text{m}^{-1}$), se fait en utilisant la formule suivante:

$$L^*(\lambda) = \text{DN}(\lambda) \text{Gain}(\lambda) + \text{Offset}(\lambda) \quad (3.21)$$

Les constantes d'étalonnage propres au capteur TM de Landsat, publiées par la NASA après le lancement du satellite (Markham et Barker, 1986; Malila et Anderson, 1986), sont résumées dans le tableau 3.6. Le gain et l'offset ont été calculés par les formules suivantes:

$$\text{Gain}(\lambda) = [L_{\max}(\lambda) - L_{\min}(\lambda)] / 255 \quad (3.22)$$

$$\text{Offset}(\lambda) = L_{\min}(\lambda) \quad (3.23)$$

Tableau 3.6: Paramètres d'étalonnage du capteur Landsat-TM
(d'après Markham et Barker, 1986)

Bande	$L_{\min}(\lambda) = \text{Offset}(\lambda)$ $\text{mW.cm}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\mu\text{m}^{-1}$	$L_{\max}(\lambda)$ $\text{mW.cm}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\mu\text{m}^{-1}$	Gain $\text{mW.cm}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\mu\text{m}^{-1}$
TM 1	-0,15	15,21	0,060
TM 2	-0,28	29,68	0,117
TM 3	-0,12	20,43	0,080
TM 4	-0,15	20,62	0,081

Par ailleurs, d'après les fiches techniques de la mission du 21 août 1990 pour le capteur MEIS-II, "l'offset" est fixé à une valeur nulle pour toutes les bandes du capteur. Les constantes d'étalonnage et le "gain" résumés dans le tableau 3.7 sont déterminés par les formules suivantes (McColl *et al.*, 1984; Gauthier, 1992):

$$K(\lambda) = f / [R(\lambda) e] \quad (3.24)$$

$$\text{Gain}(\lambda) = K(\lambda) / g \quad (3.25)$$

où

$K(\lambda)$: facteur d'étalonnage relatif à chaque bande (ou coefficient d'égalesation),

f : fréquence de balayage (seconde^{-1}),

e : exposition (% d'unité de temps),

g : facteur d'amplification du gain, «code» sur les fiches techniques de la mission (log sheet) pour chaque bande,

$R(\lambda)$: responsivité ($\text{DN} / \text{W cm}^{-2} \text{ sr}^{-1}$),

Tableau 3.7: Paramètres d'étalonnage du capteur MEIS-II

Bande	Responsivité (DN / W cm ⁻² sr ⁻¹)	e	f	g	Offset	G (DN/W.cm ⁻² .sr ⁻¹)
MEIS 1	1,46398 E+6	25	50	8	0	6,831 E-7
MEIS 2	1,52164 E+6	25	50	8	0	6,572 E-7
MEIS 3	0,48901 E+6	25	50	4	0	20,449 E-7
MEIS 4	0,53124 E+6	25	50	8	0	4,706 E-7
MEIS 5	0,65111 E+6	25	50	8	0	3,840 E-7
MEIS 6	0,55377 E+6	25	50	2	0	4,515 E-7
MEIS 7	0,68600 E+6	25	50	2	0	3,644 E-7
MEIS 8	1,95706 E+6	25	50	2	0	2,555 E-7

L'équation suivante permet la transformation des luminances apparentes en réflectances apparentes (Deschamps *et al.*, 1981; Tanré *et al.*, 1987):

$$\rho^*(\lambda) = \pi D^2 L^*(\lambda) / (\mu_s E_s(\lambda)) \quad (3.26)$$

Si on pose $C(\lambda) = \pi D^2 / (\mu_s E_s(\lambda)) \quad (3.27)$

donc $\rho^*(\lambda) = C(\lambda) L^*(\lambda) \quad (3.28)$

L'intégration de l'équation (3.21) dans l'équation (3.28) donne la relation suivante:

$$\rho^*(\lambda) = C(\lambda) DN(\lambda) Gain(\lambda) + C(\lambda) Offset(\lambda) \quad (3.29)$$

L'équation (3.18) qui modélise la réflectance apparente mesurée au capteur en tenant compte de la diffusion et de l'absorption atmosphériques peut être écrite sous la forme:

$$\rho^*(\lambda) = \overline{t_g}(\lambda) [\rho_a(\lambda) + \rho(\lambda) T_{atm}(\lambda)] \quad (3.30)$$

L'égalisation des équations (3.29) et (3.30) donne l'équation de la réflectance au sol corrigée atmosphériquement et radiométriquement :

$$\rho(\lambda) = \text{Gain}(\lambda) C(\lambda) A(\lambda) \text{DN}(\lambda) + A(\lambda) C(\lambda) \text{offset}(\lambda) - B(\lambda) \quad (3.31)$$

où

$$A(\lambda) = 1 / [\overline{t_g}(\lambda) \cdot T_{atm}(\lambda)],$$

$$B(\lambda) = \rho_a(\lambda) / T_{atm}(\lambda),$$

Les facteurs atmosphériques de correction ($A(\lambda)$ et $B(\lambda)$) et le facteur $C(\lambda)$ sont résumés dans les tableaux 3.8 et 3.9 pour les capteurs MEIS-II et Landsat-TM, respectivement.

Tableau 3.8: Paramètres atmosphériques et facteur C à l'altitude du capteur MEIS-II

Bande	A	B	C (W. cm ⁻² . sr ⁻¹) ⁻¹
MEIS 1	1,1889	0,01013	2,6126 E+3
MEIS 2	1,10953	0,01564	4,1009 E+3
MEIS 3	1,04504	0,00564	1,7533 E+3
MEIS 4	1,15343	0,01959	1,9504 E+3
MEIS 5	1,20029	0,02628	1,7562 E+3
MEIS 6	1,23165	0,04905	2,6599 E+3
MEIS 7	1,36680	0,09966	3,1078 E+3
MEIS 8	1,21927	0,03842	3,7214 E+3

Tableau 3.9: Paramètres atmosphériques et facteur C à l'altitude du capteur TM

Bande	A	B	C (mW. cm ⁻² . sr ⁻¹) ⁻¹
TM 1 (B)	1,2876	0,0848	0,02199
TM 2 (V)	1,188	0,0394	0,02350
TM 3 (R)	1,1519	0,0220	0,02764
TM 4 (PIR)	1,0598	0,0090	0,04111

3.6 CONCLUSION

Ce chapitre a fait la mise au point sur les différents phénomènes physiques introduits par la présence de l'atmosphère ainsi que leur formulation analytique intégrée dans le modèle de simulation atmosphérique. Les paramètres de correction atmosphérique correspondant à nos images TM et MEIS-II ont été calculés à l'aide du modèle H5S qui est adapté pour les vols aéroportés. Les formules d'étalonnage propres à chaque capteur sont établies et les constantes d'étalonnages déterminées. Enfin, nous avons combiné dans une équation linéaire tous les paramètres de corrections radiométriques et atmosphériques pour déterminer la réflectance au sol qui servira au calcul des indices de végétation. L'analyse et l'évaluation des effets atmosphériques sur les indices de végétation sera discuté dans le chapitre six. Quant au chapitre suivant il fait l'objet des corrections géométriques.

CHAPITRE IV

LES CORRECTIONS GÉOMÉTRIQUES

4.1 INTRODUCTION

La modélisation géométrique des images numériques permet d'associer tout élément de l'image désigné par ses coordonnées (x, y) à un point de la surface terrestre désigné par ses coordonnées (X, Y, Z) . Le concept de base est de localiser chaque pixel de l'image dans le système de coordonnées terrain et de rééchantillonner l'image dans une grille uniforme. Pour faire cette correspondance entre l'image et le terrain d'une façon parfaite, il faut une connaissance précise de tous les paramètres de la géométrie de prise de vues pour restituer la géométrie d'acquisition. Malheureusement, la plupart du temps on ne dispose ni de ces paramètres d'acquisition, ni des algorithmes de corrections appropriés. Théoriquement, si le satellite est stable sur son orbite, le relief de la scène est relativement plat et le réseau géodésique est d'une bonne précision, un polynôme du second degré et quelques points d'appui permettent une rectification acceptable. Or, pour les images aéroportées il est impossible parfois de satisfaire ces suppositions théoriques. Puisque la télédétection, spatiale et aéroportée, veut aller au-delà de l'interprétation visuelle pour fournir à l'utilisateur des informations de nature quantitative et qualitative et produire des documents conformes aux normes cartographiques, une correction géométrique rigoureuse est indispensable (Bannari *et al.*, 1995d (annexe 3)). L'imprécision géométrique peut faire apparaître mal classées, par rapport à la vérité terrain, des zones qui sont en fait localisées de manière erronée (Caloz *et al.*, 1991).

Le présent chapitre est consacré aux corrections géométriques des images spatiale et aéroportée. La géométrie de l'image aéroportée à haute résolution spatiale est endommagée par de graves distorsions causées par les mouvements de l'avion durant la mission. Pour pallier à ce problème de géométrie, nous avons utilisé une méthode de correction robuste basée sur un principe photogrammétrique fondamental (condition de colinéarité) et sur des données auxiliaires de navigation (attitude, altitude et vitesse de l'avion) enregistrées en fonction du temps par un système de navigation inertiel (SNI) (Bannari *et al.*, 1993 et 1996b (annexe 3); Gibson, 1994). Quant à l'image TM, pour laquelle on ne dispose pas des paramètres de géométrie de prise de vues, nous avons choisi une fonction polynomiale du second ordre.

4.2 PRÉCISION ET CHOIX DES POINTS D'APPUI

La notion de précision des corrections géométriques est fonction du choix et de la précision des points d'appui. De nombreux tests visuels et plusieurs études statistiques ont montré que les intersections de route en forme de "X" s'avèrent d'excellents points de référence particulièrement en planimétrie (Begin *et al.*, 1988). Une distribution des points est nécessaire dans le sens latéral perpendiculairement au sens du déplacement du vecteur pour mieux déterminer le facteur échelle du pixel. Pour les images satellitaires, la majorité des corrections géométriques utilisent la carte topographique au 1/50 000 comme source de points d'appui. La précision de cette carte est de l'ordre de ± 16 m, elle est supérieure à la résolution spatiale de ces images (Bannari *et al.*, 1996b). Avec les images à haute résolution spatiale, par exemple MEIS-II, la carte au 1/50 000 est moins précise au niveau planimétrique mais elle représente la réalité géographique. La recherche a montré que les points géodésiques ou les points du système de positionnement global (GPS) permettent

d'éliminer la marge d'erreur planimétrique présente dans la carte et l'erreur de lecture ou de numérisation et d'augmenter l'efficacité des corrections (Bannari *et al.*, 1996b; Cherkaoui, 1991; Daoust *et al.*, 1989). La base nationale de données topographiques (BNDT) de l'île de Montréal nous a fourni les plans cadastraux au 1/ 10 000 et toutes les données géodésiques sur son territoire dont on a retenu les points facilement identifiables sur nos images, soit 14 points d'appui et 4 points de vérification pour chacune des deux images (voir figure 1.3). Rappelons que dans ces conditions, l'unique source d'erreur qui pourra persister est celle du positionnement du point d'appui ou de vérification au milieu du pixel.

4.3 MÉTHODE DE RÉÉCHANTILLONNAGE

Le rééchantillonnage consiste à aller chercher dans l'image brute la valeur radiométrique à attribuer aux pixels de l'image rééchantillonnée dans le nouveau système de coordonnées. Étant donné que l'image est une matrice de valeurs numériques, toute transformation géométrique d'un système à un autre peut entraîner une modification de la radiométrie originale de l'image. Les méthodes les plus couramment utilisées sont: le plus proche voisin, l'interpolation bilinéaire et la convolution cubique. Afin de ne pas modifier la radiométrie originale de l'image, qui est d'une grande importance pour le calcul des indices de végétation, la méthode du "plus proche voisin" a été retenue. Cette méthode n'affecte pas la dynamique de l'image et offre l'avantage de conserver les valeurs radiométriques originales (Richards, 1986; Caloz, 1991). En revanche, elle peut induire une erreur planimétrique d'un demi pixel (Richards, 1986) ce que nous considérons acceptable pour une cartographie thématique.

4.4 CORRECTION DE L'IMAGE TM

Sur son orbite, le satellite ne cesse de bouger selon les trois axes de son système de coordonnées. Les distorsions causées par les variations d'attitude durant l'acquisition des images provoquent des rotations et des translations des lignes de balayage autour du système de coordonnées lié au satellite, alors que celles d'altitude et de la vitesse entraînent des variations d'échelle de l'image entière. Habituellement la magnitude de chacune de ces variations est enregistrée à bord du satellite; un gyroscope monté à bord permet de corriger partiellement ces variations. D'après Rochon (1982), l'erreur résiduelle sur ces variations semble être inférieure à un pixel. Puisque les données sur les mouvements du satellite dans son orbite (attitude, altitude et vitesse) ne sont pas toujours connues, les systèmes de traitements numériques des images utilisent souvent les méthodes polynomiales pour résoudre ce problème de la géométrie.

Les corrections basées sur les fonctions polynomiales agissent globalement sur l'image sans tenir compte des conditions géométriques de la prise de vues. Elles se basent sur le repérage simultané des points d'appui sur la carte et sur l'image. Par l'intermédiaire d'un système d'équations polynomiales, linéaires ou d'ordre supérieur, on calcule les paramètres de la transformation. Une fonction polynomiale du premier ordre permet une rotation, une translation ou un changement d'échelle de l'image en X et en Y, mais elle ne favorise pas la rectification des distorsions internes de l'image (Devereux *et al.*, 1990). Bien qu'une fonction polynomiale du second degré (équation 4.1) ne tienne pas compte de la géométrie d'acquisition, elle offre des résultats acceptables pour une cartographie thématique (Novak, 1992). Dans le cas de notre étude, la visualisation sur écran de l'image TM montre des anomalies géométriques de faibles magnitudes ce qui témoigne de la stabilité du satellite au moment de l'enregistrement de l'image. En outre, sur le territoire

de l'île de Montréal les variations du relief sont relativement faibles et le réseau géodésique est très précis. L'utilisation d'une fonction polynomiale du second ordre, 14 points d'appui et 4 points de vérification avec une bonne répartition sur l'image (voir figure 1.2) nous a permis d'avoir des résultats satisfaisants. L'erreur quadratique moyenne sur les points d'appui et de vérification est de l'ordre d'un demi pixel (17 m) au milieu de l'image et d'environ un pixel (28 m) en bordure.

$$X_i = a_0 + a_1x + a_2y + a_3x^2 + a_4y^2 + a_5xy \quad (4.1)$$

$$Y_i = b_0 + b_1x + b_2y + b_3x^2 + b_4y^2 + b_5xy$$

où

X_i, Y_i : coordonnées-terrain,

x, y : coordonnées-images,

a_0 à a_5 et b_0 à b_5 : coefficients de transformation.

4.5 CORRECTION DE L'IMAGE MEIS-II

L'image numérique prise par le capteur aéroporté MEIS-II est sujette aux mêmes types de distorsions que l'image satellitaire (attitude, altitude et vitesse) mais avec des magnitudes très accentuées. Durant la dernière décennie la faible utilisation de l'imagerie de ce capteur s'explique par sa mauvaise qualité géométrique (Gibson *et al.*, 1992). Cependant, dans une optique de cartographie urbaine une correction précise et globale de toutes les distorsions est incontournable. Une première correction à l'aide d'un polynôme du second degré ne résout guère ces problèmes de géométrie, alors que la méthode dite photogrammétrique assure une rectification robuste et fiable. Les données de navigation

enregistrées durant l'acquisition de notre image par le SNI illustrent les variations des mouvements de l'avion le long de la mission, et permettent de traduire les effets de ces mouvements sur l'image.

4.5.1 Distorsions de l'image MEIS-II

4.5.1.1 Effet d'attitude

La variation d'attitude de l'avion provoque des rotations et des translations des lignes de balayage autour du système de coordonnées lié à l'avion. L'effet de cette variation peut être résumé en trois rotations: le lacet ($d\chi$, rotation autour de l'axe Z), le tangage ($d\phi$, rotation autour de l'axe Y) et le roulis ($d\omega$, rotation autour de l'axe X). Les figures et les formules mathématiques qui illustrent les distorsions de l'image causées par ces rotations sont présentés dans l'annexe 1.

Au moment du balayage, la rotation autour de l'axe "Z" se manifeste par une modification de l'angle entre les lignes de balayage et la trace de l'avion au sol. L'angle de rotation des lignes est directement égal à l'angle de lacet. Un effet constant du lacet se traduit par une simple rotation de la ligne de vol par rapport à la position prévue, dans ces conditions l'image épouse la forme d'un parallélogramme au lieu d'un rectangle. Nous remarquons qu'entre l'intervalle de temps de 250 à 300 secondes (figure 4.1) la variation de l'angle de lacet est de 3° , ce qui cause un déplacement maximal de 27 pixels aux bords de l'image.

L'effet du tangage est fortement corrélé avec la variation de l'altitude de l'avion. Il se traduit par une translation des lignes de balayage et par une variation d'échelle. La

figure 4.2 montre les variations du tangage en fonction du temps pour toutes les lignes de balayage. Nous constatons que l'avion ne peut rester stable et qu'une variation de $2,5^\circ$ est enregistrée pour l'angle de tangage durant une période moyenne de 50 secondes, ce qui se traduit par une erreur de 62 pixels pour une distance de 5 km. Aussi, nous remarquons que le long de cette courte distance (5 km) l'image peut être allongée ou compressée d'environ 9%.

Le roulis est typiquement la variation la plus mouvementée des trois angles d'attitude. Comme illustré par la figure 4.3, cet effet peut atteindre facilement 3° ou 4° durant une courte période d'environ 10 secondes. Cela se traduit par un déplacement, d'environ 75 à 100 pixels, des lignes de balayage parallèlement à elles-mêmes et perpendiculairement à la direction du vol.

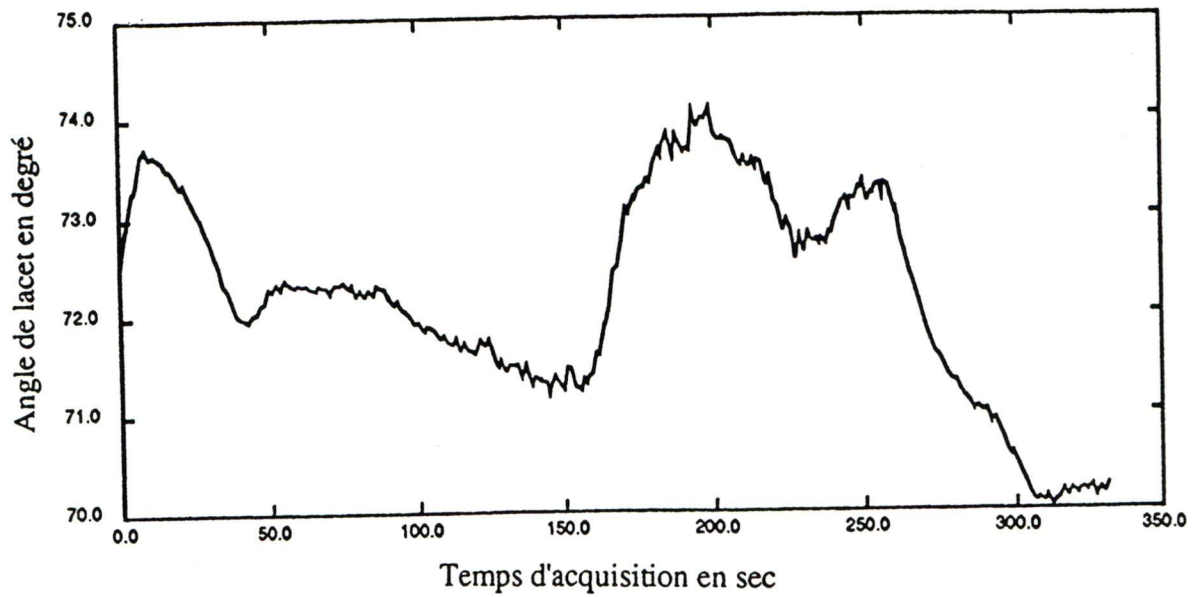


Figure 4. 1: Variation du lacet sur l'image

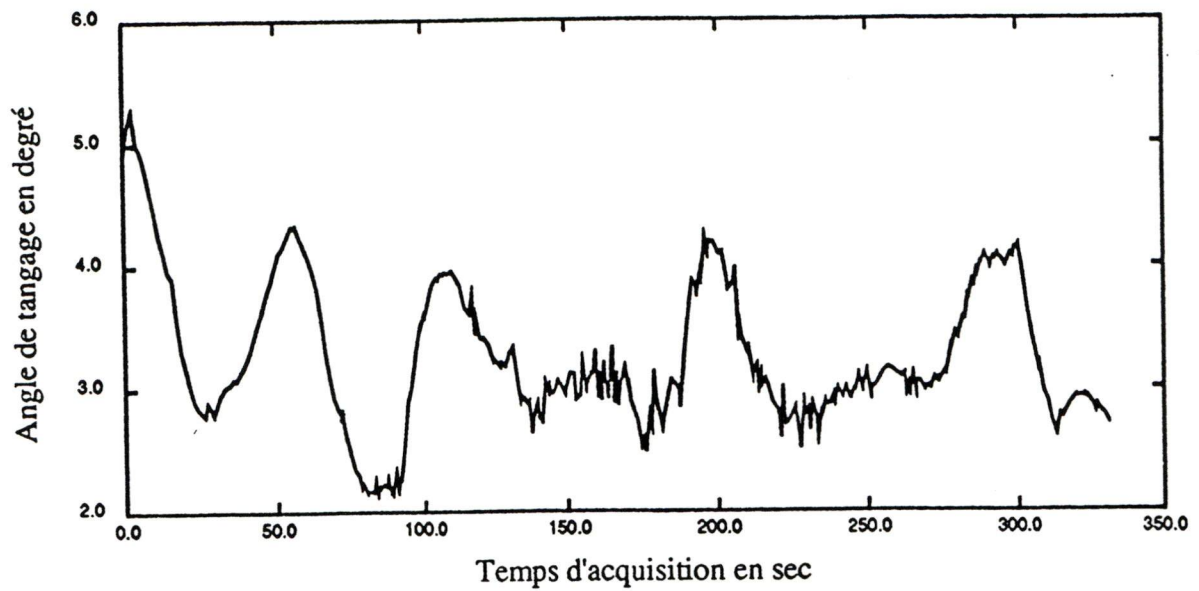


Figure 4. 2: Variation du tangage sur l'image

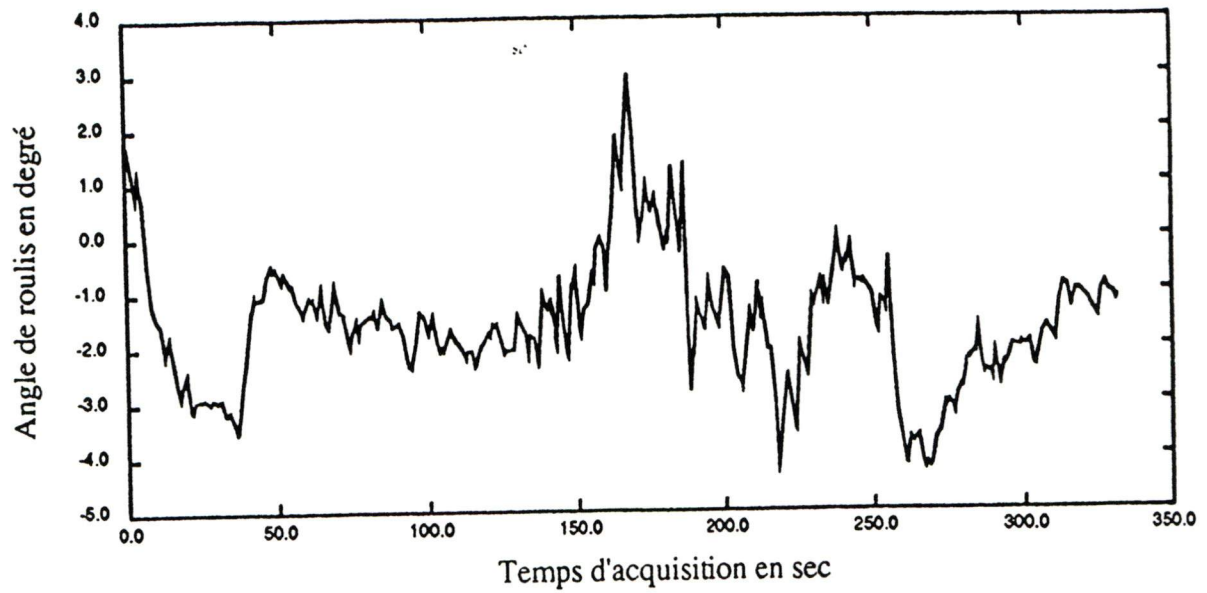


Figure 4. 3: Variation du roulis sur l'image

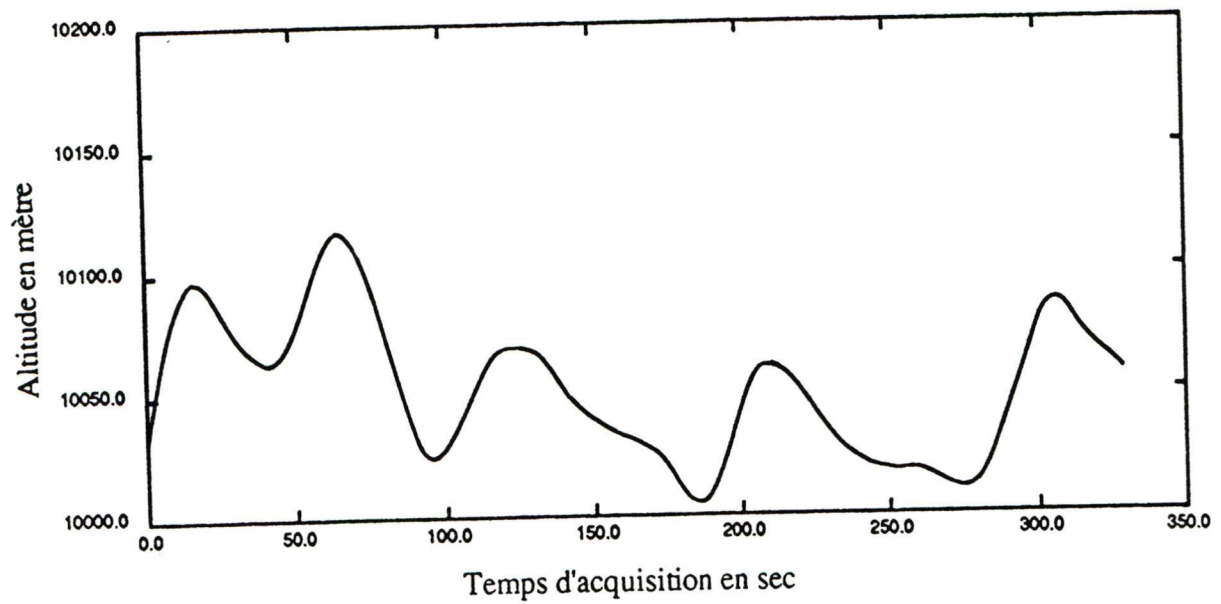


Figure 4. 4: Variation d'altitude sur l'image

4.5.1.2 Effets de l'altitude et de la vitesse

Les variations d'altitude de l'avion engendrent des variations d'échelle (annexe 1), le long de l'acquisition de l'image, qui se manifestent soit à l'intérieur d'une même image, soit entre images différentes. La variation d'échelle à l'intérieur d'une même image devient visible surtout sur les paysages présentant de fortes dénivellations. Pour des images acquises sur la même scène à différentes dates, cet effet apparaît lors de la comparaison ou de la superposition. La variation d'altitude le long des 9600 lignes de balayage est illustrée par la figure 4.4. Cette variation génère une magnitude maximale de 15 pixels, et d'une erreur moyenne de 0,86 pixels par 20 secondes.

Les modifications de la trajectoire de l'avion par la traînée atmosphérique, les forces de gravité, etc., vont entraîner des variations de la vitesse de l'avion, lesquelles produiront des lignes de balayage plus ou moins larges pour une distance parcourue de la trace de l'avion au sol. L'effet de la variation de la vitesse est d'une valeur de 2,1 pixels le long de la direction de vol et de 1,3 pixels dans le sens perpendiculaire pour toute l'image. Ces erreurs sont trop faibles pour être perceptibles sur une image, mais visibles si on compare des scènes prises lors de vols différents. Il est important de noter que les valeurs de toutes ces erreurs calculées ci-dessus sont variables d'une mission à l'autre selon la stabilité de l'avion dans l'espace et le relief de la zone survolée.

4.5.2 Correction par la méthode polynomiale

A cause des distorsions résumées ci-dessus, la correction de l'image aéroportée par un polynôme du second ordre, tenant compte de l'altitude "h" des points d'appui, offre une très pauvre rectification géométrique, du fait que la méthode présente les inconvénients suivants :

- une correction négligeable et locale des distorsions. Donc la méthode ne garantit pas une correction acceptable malgré l'utilisation des points d'appui géodésiques. Le tableau 4.1 présente les résultats d'ajustement en utilisant 14 points d'appui et 4 points de vérification. L'erreur résiduelle résultante est de 36,40 m, soit 5,2 pixels, puisque la méthode ne considère pas la géométrie de prise de vues.
- le choix des points d'appui dans des zones fortement affectées par les distorsions cause d'autres déformations de l'image et augmente largement les erreurs résiduelles sur ces points après ajustement.
- les erreurs résiduelles sur les points d'appui ne reflètent pas la précision de la correction géométrique. En effet, même si elles sont jugées acceptables visuellement l'image corrigée ne montre aucune rectification des déformations par rapport à celles qui sont brutes. Cette situation est bien illustrée par la figure 4.5, où l'image corrigée à l'aide d'une fonction polynomiale d'ordre deux (figure 4.5b) est pratiquement identique à l'image brute sans correction (figure 4.5a). Il est très important de noter que ces conditions, l'utilisation d'un polynôme de troisième ordre ne permet pas d'assurer une correction acceptable (Novak, 1992; Bannari *et al.*, 1996b).

Tableau 4.1: Résultats de la méthode polynomiale

	Erreur quadratique moyenne (m)			Erreur résiduelle (m)
	X	Y	Z	
14 points d'appui	21,17	21,38	5,85	30,65
4 points de vérification	28,09	22,21	6,24	36,35

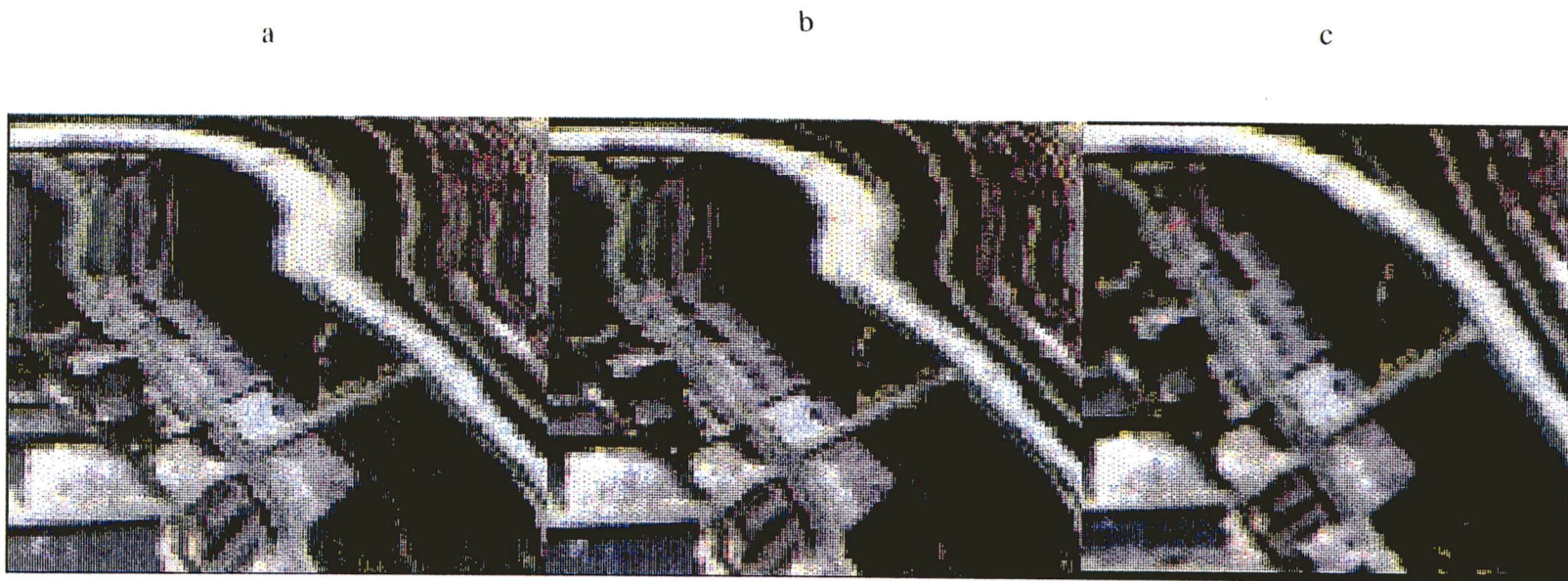


Figure 4. 5: Correction géométrique de l'image MEIS-II
(a) image originale, (b) image corrigée par un polynome du second ordre,
(c) image corrigée par la méthode photogrammétrique.

4.5.3 Correction par la méthode photogrammétrique

La méthode expérimentée et exposée dans ce paragraphe est basée sur un principe photogrammétrique fondamental (condition de colinéarité) et sur les données auxiliaires de navigation qui caractérisent la géométrie de prise de vues (attitude, altitude et vitesse de l'avion) enregistrées en fonction du temps par un SNI (Gibson, 1994; Bannari *et al.*, 1996b). Le facteur commun entre les données images et les données auxiliaires est le temps "t". Au moment de la modélisation géométrique, le facteur temps est celui qui permet l'association de ces paramètres de navigation aux lignes de balayage de l'image. Parmi les plus importantes étapes de préparation des données de navigation, citons d'une part, la transformation des données barométriques en données altimétriques, et d'autre part, la visualisation en deux dimensions de toutes les données de navigation (figures 4.1 à 4.4). Cette dernière étape permet la vérification de la qualité de ces données car l'absence d'un seul paramètre ou la détection d'une grave anomalie signifie l'impossibilité de la correction géométrique. Toutefois, dans le cas de simples anomalies il y a toujours possibilité d'interpolation.

L'étape de correction des données de navigation permet la correction de l'attitude (roulis, tangage et lacet), de l'altitude, de la vitesse et de la position de l'avion par rapport au sol à chaque instant "t" du vol. La méthode de correction utilise la technique de compensation par moindres-carrées (Mikhail, 1976), quelques points d'appui et une fonction polynomiale du premier degré pour modéliser les erreurs systématiques qui entachent les paramètres décrits ci-dessus. Le produit final est un fichier qui contient des éléments de corrections d'attitude (ω , ϕ , χ), d'altitude (h), et de position (X, Y) dans le système de projection UTM. L'analyse des résultats issus de l'ajustement des données de navigation donne une idée préalable sur la précision de la correction géométrique. En effet,

si l'erreur résiduelle est inférieure ou égale à un pixel, le résultat de l'ajustement peut être introduit dans l'étape suivante du processus de correction. Si non, il faut vérifier les coordonnées image et/ou les coordonnées terrain, et par la suite répéter l'étape de correction des données de navigation jusqu'à ce que les résultats soient satisfaisants.

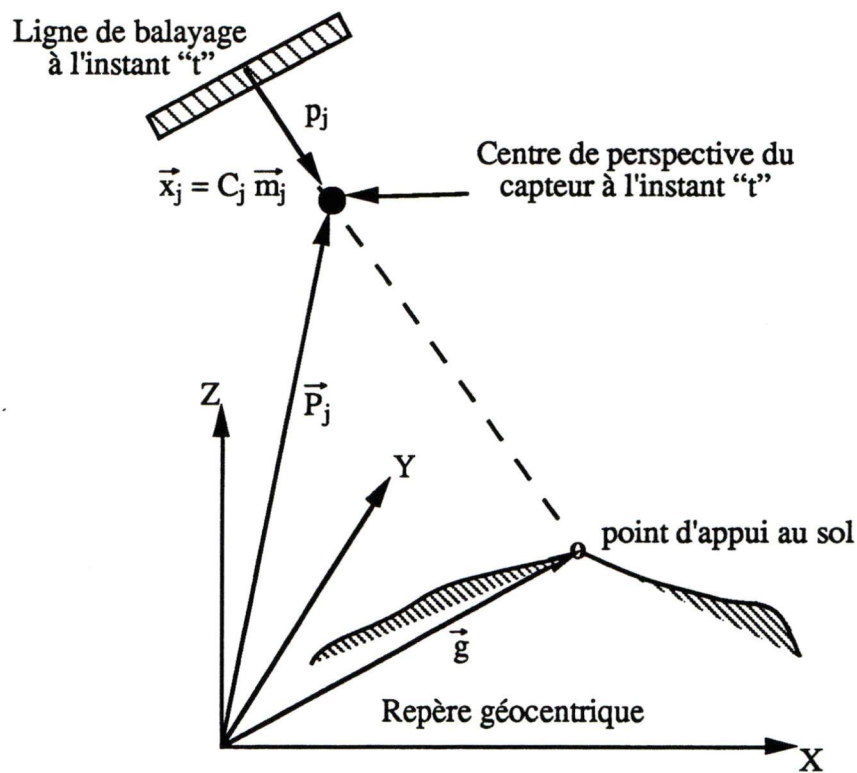


Figure 4.6 : Géométrie de colinéarité

Une fois les données de navigation corrigées, elles sont exploitées par la suite dans l'algorithme de corrections géométriques. L'algorithme est basé sur les équations de colinéarité, dans le cas des points d'appui, et sur les équations de coplanarité, dans le cas

des points homologues (Slama, 1980; Ghosh, 1988). Cette approche est très utilisée dans les projets de photogrammétrie conventionnelle (aérotriangulation), mais elle est modifiée et adaptée aux images aéroportées MEIS-II, afin de tenir compte de la projection de prise de vues qui n'est pas centrale pour l'ensemble de l'image comme dans le cas des photo-aériennes, et de permettre à l'algorithme de prendre en considération les données images et les données de navigation. Nous résumons ici brièvement un principe fondamental de la photogrammétrie analytique qui est la condition de colinéarité dont la géométrie est montrée par la figure 4.6. Dans le système de coordonnées image, le pixel "P_j" d'une ligne de balayage à l'instant "t" est localisé par le vecteur \vec{m}_j . Dans le système de coordonnées géocentrique, ce pixel est localisé par le vecteur \vec{x}_j . Ce dernier vecteur est relié au vecteur \vec{m}_j par la relation suivante (Gibson, 1994):

$$\vec{x}_j = C_j \vec{m}_j \quad (4.2)$$

où C est la matrice orthogonale de rotation qui est une fonction des trois angles de rotations (ω, ϕ, χ) autour du système de coordonnées image par rapport au système de coordonnées géocentrique. Dans le système de coordonnées géocentrique, n'importe quel point d'appui peut être localisé par un vecteur \vec{g} . Le vecteur de différence \vec{v} , entre le point d'appui \vec{g} et la position du capteur \vec{P} au même instant, est le suivant :

$$\vec{v} = \vec{g} - \vec{P} \quad (4.3)$$

où \vec{P} peut désigner la position du pixel \vec{P}_j de la ligne de balayage à l'instant "t" dans le système de coordonnées géocentrique. Pour les points d'appui, lorsque le vecteur \vec{x}_j et le vecteur \vec{v} sont colinéaires, nous aurons la relation suivante :

$$\vec{x} \vec{v} = \vec{0} \quad (4.4)$$

où $\vec{0}$ est un vecteur non nul. L'ajustement des équations de condition (4.4) à l'aide de la méthode des moindres-carrées nécessite une linéarisation en utilisant le développement en série de Taylor. Pour les détails relatifs à cette linéarisation et à l'établissement des équations d'observation servant aux calculs par moindres-carrées nous référons le lecteur aux publications suivantes: Mikhail (1976), Slama (1980), Ghosh (1988), Gibson *et al.* (1981; 1983, et 1992) et Gibson (1994).

Du fait qu'elle tient compte des paramètres de la géométrie de visée, la méthode photogrammétrique, basée sur la condition de colinéarité et liée aux données de navigation, permet une excellente précision. A la lumière des résultats présentés dans le tableau 4.2, nous remarquons que l'erreur résiduelle sur les points d'appui ou de vérification ne dépasse pas un pixel. La figure 4.5 illustre le résultat final de la correction et permet de voir visuellement la différence entre les deux méthodes de correction (figures 4.5b et 4.5c) et l'image originale (figure 4.4a). Cette approche montre qu'on peut utiliser des images numériques aéroportées avec une bonne précision en vue de réaliser une cartographie urbaine régulière en planimétrie et de mettre à jour la base de données urbaines.

Tableau 4.2: Résultats de la méthode photogrammétrique

	Erreur quadratique moyenne (m)			Erreur résiduelle (m)
	X	Y	Z	
14 points d'appui	3,90	5,28	1,24	6,68
4 points de vérification	4,67	4,89	1,61	6,95

4.6 CONCLUSION

Dans une optique de cartographie urbaine où la précision est de rigueur, le recours aux données de navigation est donc indispensable pour une rectification robuste et conviviale de l'image MEIS-II. La méthode photogrammétrique basée sur la condition de colinéarité et liée aux données de navigation qui matérialisent la géométrie de visée, permet une correction géométrique fiable avec une excellente précision qui est de l'ordre d'un pixel. Parmi les désavantages de cette approche, nous pouvons citer: la dépendance totale des données de navigation, l'inexistence des algorithmes de corrections sur les systèmes de traitements d'images et la nécessité d'un opérateur expérimenté qui connaît les principes de la photogrammétrie analytique. Quant à la méthode polynomiale qui ne considère pas la géométrie d'acquisition de l'image, elle offre une faible précision de cinq pixels dans le cas de l'image MEIS-II. Contrairement au capteur aéroporté, puisque le satellite est relativement stable dans son orbite, elle offre une précision satisfaisante pour une cartographie thématique.

Par ailleurs, après ces prétraitements, l'objectif du prochain chapitre est de déterminer, parmi les indices de végétation de la deuxième génération celui qui caractérise le mieux la végétation éparse ou moyennement dense en milieu urbain. Nous réalisons notre recherche à trois niveaux différents: au sol par des simulations, à partir d'une image aéroportée MEIS-II de résolutions spatiale et spectrale étroites et une image satellitaire TM de résolutions spatiale et spectrale larges.

CHAPITRE V

ANALYSE DES INDICES DE VÉGÉTATION À PARTIR DES MESURES AU SOL ET DES DONNÉES IMAGES

5.1 INTRODUCTION

Le but de ce chapitre est de faire la mise au point sur l'indice de végétation qui caractérise le mieux la végétation urbaine, éparse ou moyennement dense, indépendamment des perturbations externes d'ordre physique. Seuls les indices de la deuxième génération conçus dans le but de minimiser ces perturbations et de mieux rehausser le signal issu de la végétation ont été retenus pour faire cette recherche. Afin d'atteindre notre but, l'étude a été menée en trois étapes en considérons trois types de données : au sol par simulation à l'aide d'un spectroradiomètre, une image aéroportée MEIS-II de résolutions spatiale et spectrale étroites et une image satellitaire TM de résolutions spatiale et spectrale larges. Ces données sont différentes mais présentent des particularités complémentaires. La figure 5.1 décrit les trois différentes étapes de traitements. La première étape est basée sur des mesures spectroradiométriques au sol. A ce niveau, nous adaptons un modèle de transfert radiatif simple qui permet de décomposer la réflectance résultante en composantes principales. Cette approche nous permet d'une part, d'analyser de plus près l'effet des sols nus sur les réflectances spectrales dans le visible et le proche infrarouge et, d'autre part, étudier l'habilité des indices de végétation d'être insensible aux effets des sols et sensible aux couverts végétaux pour différents taux de couverture. La deuxième étape se base sur des données images et s'articule autour des trois points suivants: analyser le potentiel des indices de végétation pour minimiser l'effet des sols et leur efficacité pour une description

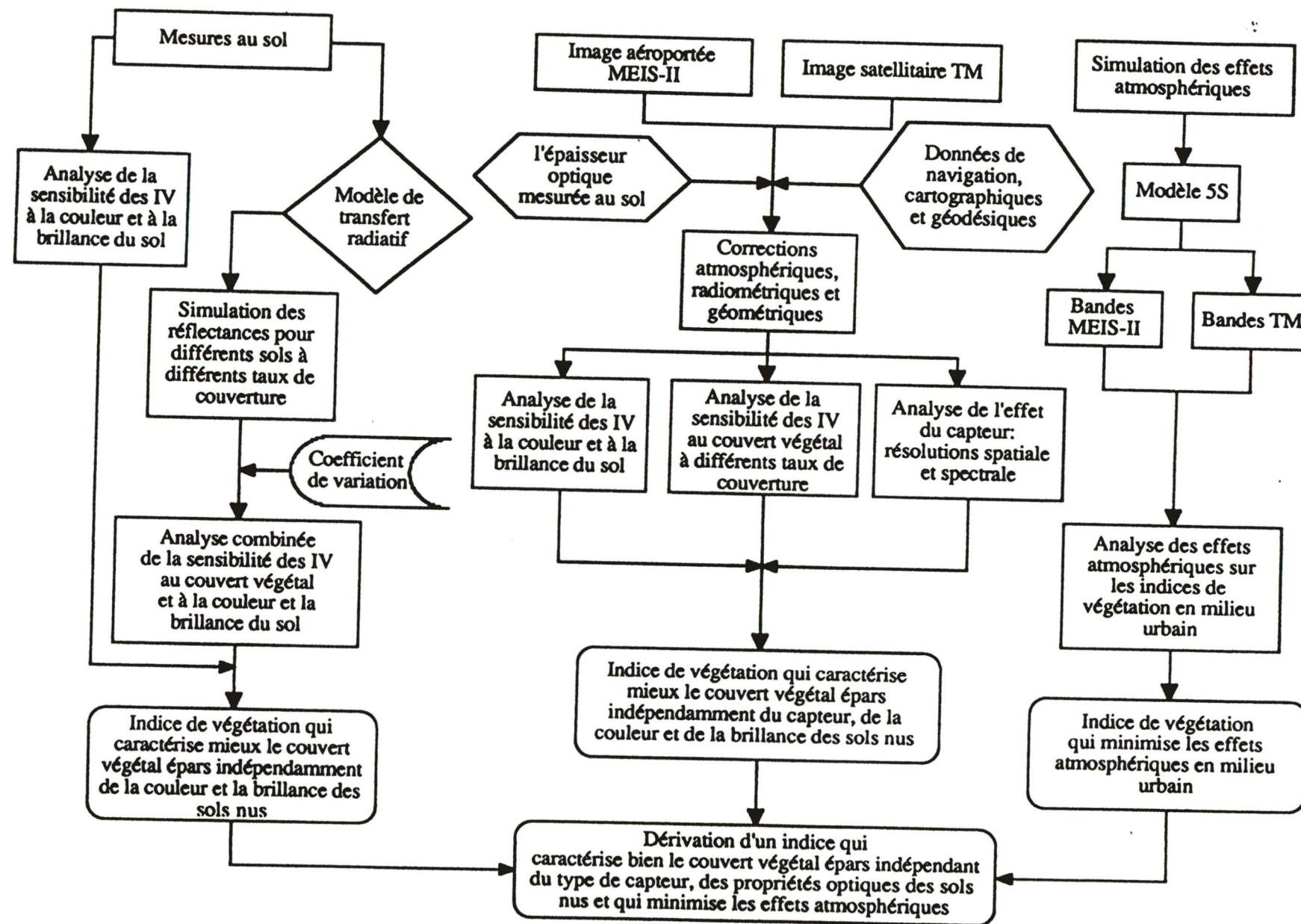


Figure 5.1 : Organigramme général

précise des couverts végétaux, et finalement voir l'effet des résolutions spatiale et spectrale, étroite et large, sur la précision des indices de végétation pour mieux discriminer le minéral du végétal. La troisième étape concerne une étude détaillée sur le comportement des indices de végétation en milieu urbain à l'égard des effets atmosphériques et la dérivation d'un nouvel indice de végétation. Cette troisième et dernière étape est détaillée dans le chapitre suivant.

5.2. CRITÈRES D'ÉVALUATION DES INDICES DE VÉGÉTATION

Afin de faire un choix judicieux de l'indice de végétation qui caractérise mieux le couvert végétal en milieu urbain, nous nous trouvons dans l'obligation de respecter tous les éléments de la définition proposée par Jackson *et al.* (1983) pour l'indice de végétation “*idéal*”. Comme défini dans le deuxième chapitre, celui-ci devrait être sensible aux couverts végétaux, insensible à la brillance et à la couleur des sols nus, peu affecté par les effets de l'atmosphère, de l'environnement ainsi que par les conditions d'éclairement et d'observation. Ces effets interviennent simultanément au cours de mesures «*in-situ*» et au moment de l'acquisition des images satellitaires ou aéroportées. L'indice de végétation (IV) se modélise comme une fonction de toutes ces variables :

$$IV = f(V, B-C, A, M) \quad (5.1)$$

où

V: la sensibilité au couvert végétal, c'est la condition primordiale que l'indice de végétation doit satisfaire puisqu'il est sensé avoir une meilleure sensibilité que les bandes spectrales individuelles pour mesurer la vigueur de la végétation,

B-C: la brillance et la couleur du sol, c'est la seconde condition que l'indice doit respecter car l'hétérogénéité du milieu urbain est très prononcée,

A: l'atmosphère, les conditions atmosphériques sont variables dans le temps et dans l'espace; ces variations peuvent réduire considérablement la précision des indices de végétation,

M: le mode expérimental; cette dernière condition englobe l'étalonnage radiométrique du capteur ou du spectroradiomètre, l'effet bidirectionnel, ainsi que l'effet des résolutions spatiale et spectrale propres au capteur.

Toute variation causée par ces variables modifie automatiquement l'indice de végétation de la façon suivante :

$$dIV = \frac{\partial IV}{\partial V} dV + \frac{\partial IV}{\partial B-C} dB-C + \frac{\partial IV}{\partial A} dA + \frac{\partial IV}{\partial M} dM \quad (5.2)$$

De manière générale, un indice sera d'autant plus performant lorsque celui-ci maximise le signal issu de la végétation ($\partial IV/\partial V$) et minimise les effets liés aux éléments perturbateurs cités précédemment ($\partial IV/\partial B-C$, $\partial IV/\partial A$ et $\partial IV/\partial M$). Cependant, nous analysons chacun des indices en fonction des variables suivantes: la sensibilité au couvert végétal, la sensibilité à la couleur et à la brillance du sol, la sensibilité aux effets atmosphériques, l'effet des résolutions spatiale et spectrale propres aux capteurs. Quant à l'effet bidirectionnel, qui varie en fonction du cosinus de l'angle de visée (Qi, 1993), il n'affecte pas nos résultats. Cet effet demeure négligeable dans le cas des mesures au sol puisqu'elles ont été réalisées durant des intervalles de temps très courts et très rapprochés en gardant l'angle de visée du spectroradiomètre constant dans une position verticale. En outre, dans le cas de l'image aéroportée, l'effet bidirectionnel est négligeable, le capteur

MEIS-II a été placé dans une position verticale par rapport à la trace au sol lors de l'acquisition de l'image. Par contre, l'angle de visée du TM est de 5,5° par rapport à la verticale ce qui affecte l'indice de végétation d'une variation insignifiante (0,4%).

À partir des mesures au sol, le coefficient de variation, rapport de l'écart-type (σ) à la moyenne (\bar{X}) est un critère quantitatif retenu pour être appliqué systématiquement à l'analyse de la sensibilité des indices de végétation aux propriétés optiques des sols. Afin d'amplifier le bruit causé par ces effets et de mieux le représenter graphiquement, nous avons utilisé une constante multiplicative de deux:

$$\text{Bruit} = C^{\text{te}} \frac{\sigma}{\bar{X}} \quad (5.3)$$

5.3 ÉVALUATION À PARTIR DES MESURES AU SOL

5.3.1 Simulations au sol

La simulation des mesures au sol permet une bonne comparaison de la performance des indices de végétation du point de vue sensibilité au couvert végétal et aux effets des sols sous-jacents. A ce niveau, le spectroradiomètre est bien étalonné; le signal ne traverse pas l'atmosphère dans son trajet retour terre-capteur et l'effet de l'environnement est négligeable. Dans ces conditions, théoriquement l'indice de végétation doit maximiser le signal de la végétation et minimiser l'effet des sols et de l'atmosphère. L'annexe 3 présente la version intégrale de cette section sous forme d'une publication (Bannari et al., 1996b).

Par ailleurs, il est préférable d'avoir des mesures au sol sur le site d'étude au même moment du passage du satellite, dans des conditions bien contrôlées, afin d'avoir une idée

précise sur le mélange spectral "sol-végétation", sur les couleurs et les brillances des sols nus sous-jacents et sur l'état des couverts végétaux. Puisque nous ne disposons pas de mesures connues au sol sur notre secteur d'étude, nous avons utilisé d'autres données impliquant un mélange spectral "sol-végétation" connue avec précision. Elles ont été mesurées au dessus d'un seul sol de couleur noire et un couvert végétal de coton à différents taux de couverture (20, 40, 60, 75, et 97 %), sous des conditions de sols secs et humides et selon un mode expérimental très bien contrôlé. Le taux de couverture végétale a été estimé à partir des photos 35-mm prises en même temps que les mesures spectrométriques, à l'aide d'une caméra montée sur le spectromètre (Huete, 1987). Par la suite, les photographies ont été numérisés dans les trois canaux du visible puis traités par classification dans un système de traitement d'images à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance. Les taux de couverture végétale obtenus sont de 20, 40, 60, 75, et 97%. Ces mesures ont été rééchantillonnées selon les bandes spectrales visible et proche-infrarouge du capteur TM de Landsat. Le fait que nous ne disposons pas des spectres brutes, sur ce couvert végétal, ne nous permet pas de simuler le capteur MEIS-II au sol. Notons ici que ces données sont une gracieuseté du Dr Huete (département des sciences des sols de l'Université d'Arizona, Tucson) et ce sont les mêmes données utilisées pour développer le SAVI (Huete, 1988). Bien que ces données appartiennent à un environnement semi-aride, celui-ci montre une grande similarité avec le milieu urbain du point de vue dispersion des couverts végétaux et effets des propriétés optiques des sols. Les droites des sols nus issues des échantillons du milieu semi-aride et de ceux du milieu urbain sont parallèles et montrent presque les mêmes pentes (figures 5.8 et 5.10), ce qui témoigne de cette similarité. Entre autres, dans la littérature il n'existe pas un indice végétation propre à chaque couvert végétal ou à chaque type de sols. Par conséquent, l'utilisation des sols d'un milieu semi-aride et d'un couvert de coton dans le cadre de nos

simulations ne fausse pas nos résultats. D'ailleurs, la forte corrélation entre les résultats obtenus à partir de ces simulations au sol et les données images témoigne de la similarité entre les deux milieux. En plus, le but d'une simulation est d'étudier un phénomène d'une façon plus simple, mais ayant un comportement semblable.

Quant aux sols nus, une série de mesures spectrales a été réalisées sur 15 échantillons présentant une grande diversité de couleurs et de brillances (tableau 5.1) qui marquent la situation des toits des maisons de la plupart des villes nord-américaines. Les échantillons ont été séchés et tamisés à 2 mm pour avoir la même granulation, par la suite, leurs couleurs ont été mesurées selon la charte de "Munsell" avec un colorimètre à source lumineuse calibrée. Les signatures spectrales ont été acquises à l'aide d'un spectroradiomètre dans les régions du visible et du proche-infrarouge du spectre solaire (350 et 925 nm). Le facteur de réflectance de la cible a été obtenue conformément à la méthode décrite par Jackson *et al.* (1980) adaptée aux caractéristiques du spectroradiomètre par l'utilisation d'une surface de référence lambertienne pour la normalisation des mesures. Ce facteur de réflectance bidirectionnel dépend à la fois de la géométrie d'éclairement et de visée. Cet effet bidirectionnel demeure négligeable dans notre cas puisque nos mesures ont été réalisées durant des intervalles de temps très courts et très rapprochés en gardant l'angle de visée constant dans une position verticale. Bien que le terme "facteur de réflectance bidirectionnel" soit plus approprié, dans les sections suivantes nous utilisons le terme réflectance dans le sens général. Le facteur de réflectance de la cible est obtenu par la formule suivante :

$$\rho_{\text{cible}} = \frac{L_{\text{cible}}}{L_{\text{réf}}} \rho_{\text{réf}} \quad (5.4)$$

où

ρ_{cible} : réflectance de la cible,

$\rho_{\text{réf}}$: réflectance de la surface de référence: c'est un panneau de référence blanc de sulfate de barium (BaSO_4) qui réfléchit presque à 100% dans le visible et le proche infrarouge,

L_{cible} : luminance de la cible mesurée par le spectromètre,

$L_{\text{réf}}$: luminance de la surface de référence mesurée par le spectromètre.

Les courbes de la figure 5.2 illustrent les différentes signatures spectrales des échantillons étudiés. Dans le visible comme dans l'infrarouge, nous constatons une différence nette et significative entre ces courbes. Cette différence est attribuable à la forte différence entre les couleurs et les brillances des échantillons. Elles croissent progressivement dans le rouge et l'infrarouge, avec une petite inflexion dans le vert et une forte absorption dans le bleu. Cette différence entre les courbes concorde avec les travaux de Condit (1970) qui a analysé une série de 285 échantillons de sols des Etats-Unis.

Par ailleurs, afin d'analyser la sensibilité des indices de végétation pour différents taux de couverture en fonction des propriétés optiques des 15 échantillons de sols nus sélectionnés nous avons adapté un modèle de transfert radiatif de premier ordre. Ce dernier permet de déterminer la transmittance totale à travers le couvert végétal et la réflectance intrinsèque à la végétation pour simuler l'effet de ces sols sur le couvert végétal à différents taux de couverture. Cela nous permet de bien comprendre les interactions entre les propriétés optiques de nos échantillons de sols et du couvert végétal. Il est bien important de noter qu'il existe dans la littérature d'autres modèles plus élaborés comme le SAIL par

exemple (Verhoef, 1984 et 1985) pour faire ce genre d'étude, mais notre choix repose sur la simplicité d'utilisation du présent modèle et la facilité de sa programmation.

Tableau 5.1: Échantillons de sols étudiés présentant une grande diversité de couleurs

Numéro de l'échantillon	Couleur Munsell			Couleur standard
	Teinte	Clarté	Pureté	
1	9,6 YR	4,8	4,1	Beige
2	7 YR	6,2	2,7	Gris très clair
3	3 YR	4,1	5,4	Marron orangé
4	9,6 YR	2,6	0,7	Gris foncé
5	5,6 YR	4,0	4,3	Marron clair
6	1,4 Y	3,7	1,9	Gris
7	6 YR	4,7	3,9	Marron très clair
8	9,5 YR	4,1	2,0	Gris clair
9	0,4 Y	3,7	1,8	Gris moyen
10	0,5 Y	5,2	2,9	Brun clair
11	0,4 Y	4,5	2,9	Brun
12	8,7 YR	3,2	1,7	Marron foncé
13	0,3 Y	5,5	4,0	Beige clair
14	4,2 YR	3,2	3,9	Marron
15	0,9 Y	5,7	3,3	Beige très clair

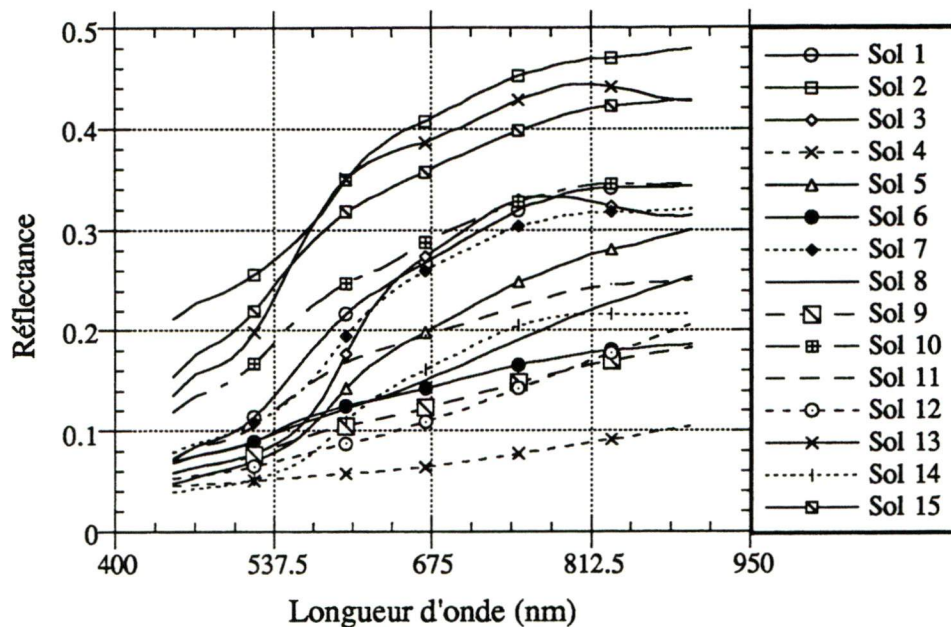


Figure 5.2: Spectres mesurés des échantillons de sols étudiés

5.3.2 Modèle de transfert radiatif

Les propriétés spectrales des couverts sont très complexes et dépendent de nombreux facteurs (couleur et brillance des sols, environnement etc.). La compréhension et l'utilisation des observations spectrométriques au niveau du couvert nécessitent donc une bonne connaissance des effets perturbateurs. Par conséquent l'interprétation des données de télédétection doit s'appuyer sur des modèles de transfert radiatif afin de relier les données radiométriques aux paramètres biophysiques et de pouvoir interpréter quantitativement les résultats expérimentaux acquis sur la végétation.

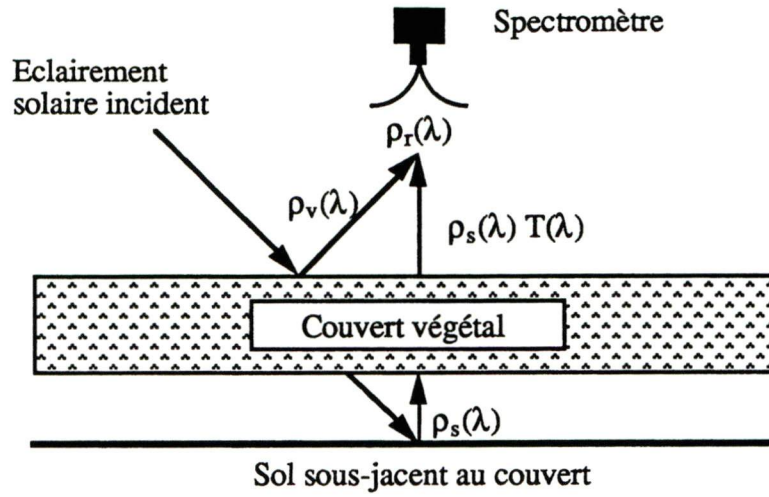


Figure 5.3: Géométrie du signal à travers le couvert

Le modèle de premier ordre proposé dans cette thèse décompose la réflectance résultante mesurée au dessus d'un couvert végétal en deux composantes principales: 1) la réflectance intrinsèque au couvert végétal $\rho_v(\lambda)$ (dans cette composante les interactions du rayonnement avec le sol nu ne sont pas prises en compte) et 2) la réflectance intrinsèque au sol nu transmise à travers le couvert végétal $\rho_s(\lambda) T(\lambda)$ (Bannari *et al.*, 1996a et 1995b). La figure 5.3 illustre la géométrie du signal. Notons que la dérivation analytique du modèle reste valable pour toute autre configuration géométrique. L'approche adoptée dans cette étude est analogue à celle qui a été utilisée par Lillesaeter (1982) et par Huete (1987) pour étudier la dépendance spectrale d'un couvert végétal (en phase de développement) du sol nu. L'équation simplifiée donnant la réflectance résultante mesurée au capteur s'écrit:

$$\rho_r(\lambda) = \rho_s(\lambda) T(\lambda) + \rho_v(\lambda) \quad (5.5)$$

où

$\rho_r(\lambda)$: la réflectance résultante mesurée au capteur,

$\rho_s(\lambda)$: la réflectance intrinsèque au sol nu,

$\rho_v(\lambda)$: la réflectance intrinsèque à la végétation,

$T(\lambda)$: la transmittance totale (descendante et ascendante) à travers le couvert végétal.

Les interactions d'ordre multiple à l'interface "sol-couvert végétal" ont été négligées: cette simplification n'est pas critique pour ce modèle (Huete, 1987). Le modèle proposé est conditionné par les trois considérations théoriques suivantes:

(1) - Pour une cible de sol nu dépourvue de végétation ($\rho_v(\lambda) = 0$), la transmittance est totale ($T(\lambda) = 1$), soit :

$$\rho_r(\lambda) = \rho_s(\lambda) \quad (5.6)$$

(2) - Pour une cible de végétation dense (taux de couverture de 100 %), la transmittance est nulle ($T(\lambda) = 0$), par conséquent :

$$\rho_r(\lambda) = \rho_v(\lambda) \quad (5.7)$$

(3) - Lorsque la réflectance du sol s'approche de zéro, le comportement du sol est identique à celui d'un corps noir ($\rho_s(\lambda) = 0$), ce qui donne :

$$\rho_r(\lambda) = \rho_v(\lambda) \quad (5.8)$$

Cette dernière condition est très difficile à réaliser, mais si la réflectance est mesurée à travers un même couvert végétal épars avec un sol sec puis humide, il est possible de déterminer la composante de la réflectance intrinsèque au couvert végétal. Dans l'équation (5.5), la réflectance résultante $\rho_r(\lambda)$ au dessus d'un mélange "sol-végétation" ainsi que la réflectance du sol nu sans végétation $\rho_s(\lambda)$ sont des paramètres connus qui peuvent être mesurés à l'aide d'un spectromètre, alors que $T(\lambda)$ et $\rho_v(\lambda)$ sont des variables inconnues et non mesurables. Les mesures réalisées sur le couvert végétal de coton à différents taux de couverture dans les conditions de sol sec puis humide, permettent de poser les deux équations suivantes:

$$\rho_{r-s}(\lambda) = \rho_v(\lambda) + \rho_{s-s}(\lambda) T(\lambda) \quad (5.9)$$

$$\rho_{r-h}(\lambda) = \rho_v(\lambda) + \rho_{s-h}(\lambda) T(\lambda) \quad (5.10)$$

où

- $\rho_{r-s}(\lambda)$: la réflectance résultante du couvert végétal au dessus d'un sol sec,
- $\rho_{r-h}(\lambda)$: la réflectance résultante du couvert végétal au dessus d'un sol humide,
- $\rho_{s-s}(\lambda)$: la réflectance intrinsèque du sol nu sec,
- $\rho_{s-h}(\lambda)$: la réflectance intrinsèque du sol nu humide.

La réflectance intrinsèque à la végétation, $\rho_v(\lambda)$, étant indépendante des conditions d'humidité du sol, la transmittance du couvert peut être déduite par la différence entre les équations (5.9) et (5.10):

$$T(\lambda) = \frac{\rho_{r-s}(\lambda) - \rho_{r-h}(\lambda)}{[\rho_{s-s}(\lambda) - \rho_{s-h}(\lambda)]} = \frac{\Delta\rho_r(\lambda)}{[\rho_{s-s}(\lambda) - \rho_{s-h}(\lambda)]} \quad (5.11)$$

La réflectance inhérente au couvert végétal sera donc déterminée par l'inversion du modèle, pour chaque taux de couverture :

$$\rho_v(\lambda) = \rho_r(\lambda) - \rho_s(\lambda) \left[\frac{\Delta \rho_r(\lambda)}{\rho_{s-s}(\lambda) - \rho_{s-h}(\lambda)} \right] \quad (5.12)$$

Les transmittances et les composantes végétales ($T(\lambda)$ et $\rho_v(\lambda)$) déterminées pour les différents taux de couverture et les réflectances des 15 échantillons de sols nus mesurées ont été intégrées dans l'équation 5.5 pour simuler des réflectances résultantes. Ces dernières englobent un mélange spectrale entre chacun des 15 sols échantillonnés et le couvert végétal pour différents taux de couverture. A partir de ces réflectances résultantes dérivées, tous les indices ont été calculés et analysés. Pour ces simulations au sol, la figure 5.4 résume les principales étapes de la méthodologie utilisée.

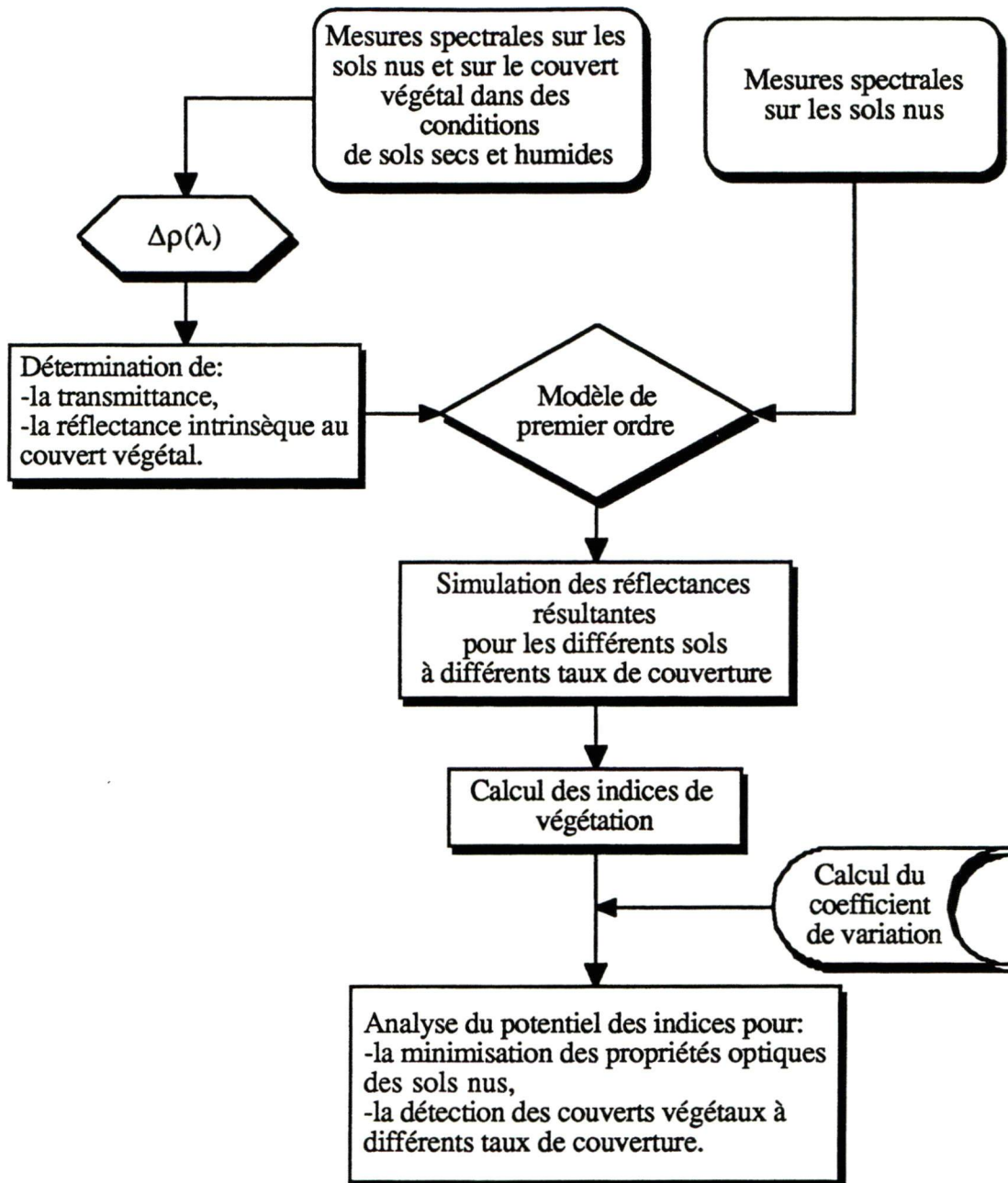


Figure 5.4: Étapes de la méthodologie

5.3.3 Analyse des résultats

5.3.3.1 Aptitude du modèle de transfert radiatif

Dans un premier temps nous examinons le comportement de chacune des deux composantes principales et de la transmittance du couvert en fonction de la densité du couvert végétal et différentes couleur et brillance des sols, pour vérifier l'hypothèse théorique du modèle de transfert radiatif proposé. La figure 5.5a montre que le facteur de transmittance satisfait les considérations théoriques du modèle de premier ordre. Autrement dit, dans le visible comme dans le *PIR*, la transmittance varie inversement avec la densité du couvert. Elle est totale pour le sol nu ($T(\lambda) = 1$) et très faible pour une forte densité végétale, ($T(\lambda)$ tend vers zéro). Pour une densité de couvert supérieure à 40%, la variation de la transmittance est de l'ordre de 10% entre les régions spectrales du rouge et du *PIR*. La composante propre du sol nu transmise à travers le couvert végétal, $\rho_s(\lambda)T(\lambda)$, est représentée par la figure 5.5b. Les courbes sont similaires et une différence existe au niveau de l'amplitude qui diminue progressivement à cause de la faible contribution du sol nu au fur et à mesure que la végétation devient dense. Quant à la réflectance propre du couvert végétal, elle est illustrée par la figure 5.5c. Cette composante indique clairement le comportement spectral de la végétation: le rayonnement dans le rouge est absorbé par la chlorophylle tandis que le rayonnement du *PIR* est fortement réfléchi. De plus, l'absorption se manifeste de la même manière dans le rouge et le bleu, alors que le vert montre une légère diffusion. L'erreur quadratique moyenne causée par le bruit du sol qui affecte la composante végétale est très faible; elle est de 1% dans le visible et de 2% dans le proche infrarouge. Le modèle de transfert radiatif de premier ordre constitue donc un bon outil d'analyse et de compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique, le couvert végétal et le sol sous-jacent. La simulation de la réponse spectrale résultante à partir de la composante végétale et de la transmittance déterminées par

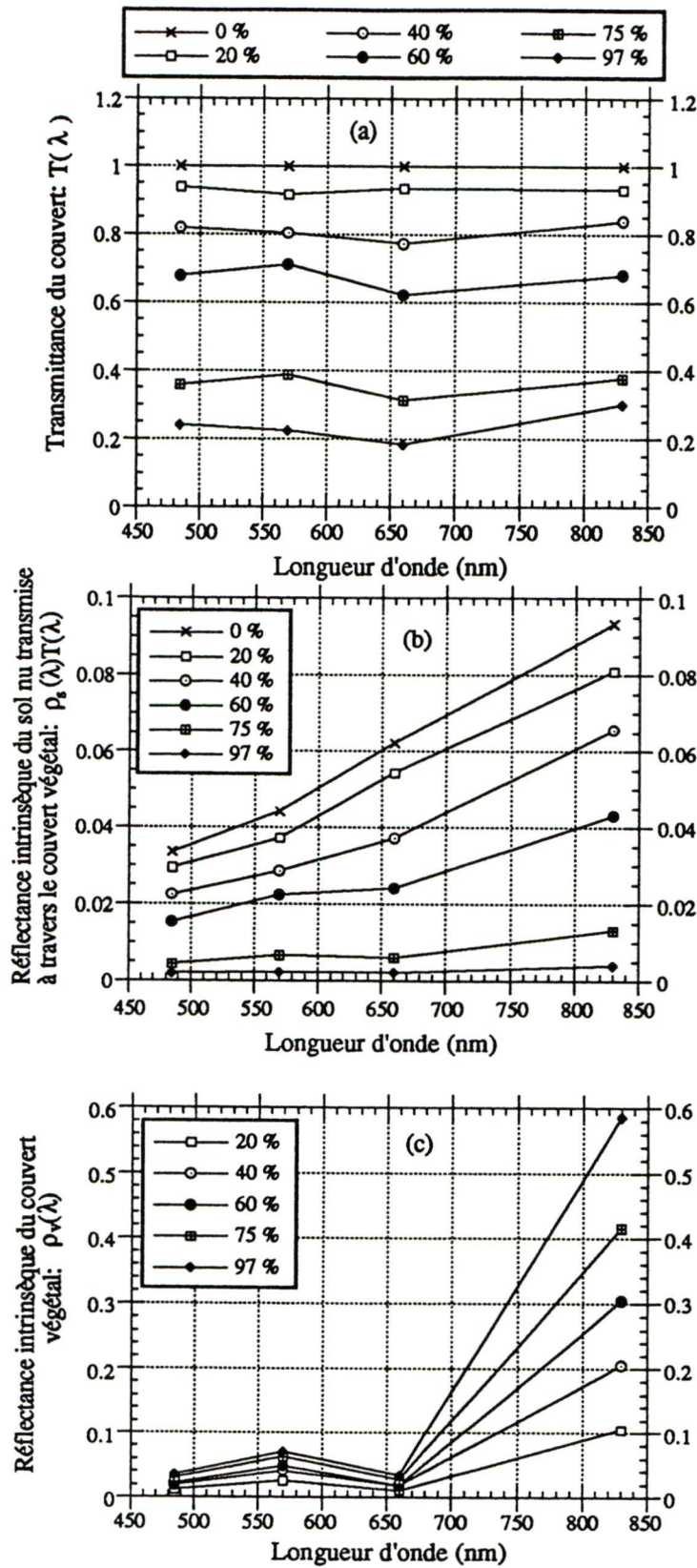


Figure 5.5 : Transmittance du couvert (a) et composantes principales, sol (b) et végétation (c), pour différents taux de couverture.

l'inversion du modèle et des réflectances des différents échantillons de sols nus mesurés, facilitera la compréhension de l'effet de la couleur et de la brillance sur chacune des réflectances spectrales, et par conséquent sur l'indice de végétation. Cependant, dans une première analyse, la composante sol nu dans le visible et dans le proche infrarouge, est étroitement liée aux propriétés optiques des sols nus.

5.3.3.2 Sensibilité des réflectances spectrales à la couleur et à la brillance des sols

La plupart des indices de végétation utilisent l'information enregistrée dans les bandes spectrales du rouge et du proche-infrarouge. Il est, par conséquent, intéressant d'analyser la contribution de la couleur et de la brillance du sol à la réflectance du couvert végétal dans chacune de ces deux bandes spectrales.

L'effet de la couleur et de la brillance des sols nus sur la réflectance résultante mesurée au dessus d'un couvert végétal dans les régions spectrales du rouge et du proche infrarouge est représenté par la figure 5.6. Dans cette région spectrale, les perturbations introduites par les propriétés optiques des sols se traduisent par une forte dépendance des réflectances spectrales et une nette variation d'amplitude entre les courbes de réflectance pour une couverture végétale faible ou moyennement dense ($0\% < x < 60\%$). Cette variation est plus forte pour les sols de couleur claire (gris clair (sol 2), jaune clair (sol 15), rouge (sol 5), etc.) ou elle atteint 35% dans le rouge (figure 5.6a) et 42% dans le proche infrarouge (figure 5.6b). Par contre, elle est faible pour les sols de couleur sombre (gris-foncé (sol 4), gris (sol 6), etc), et ne dépasse pas 6% et 8%, respectivement, dans le rouge et le proche infrarouge. Nous constatons aussi qu'au fur et à mesure que le taux du

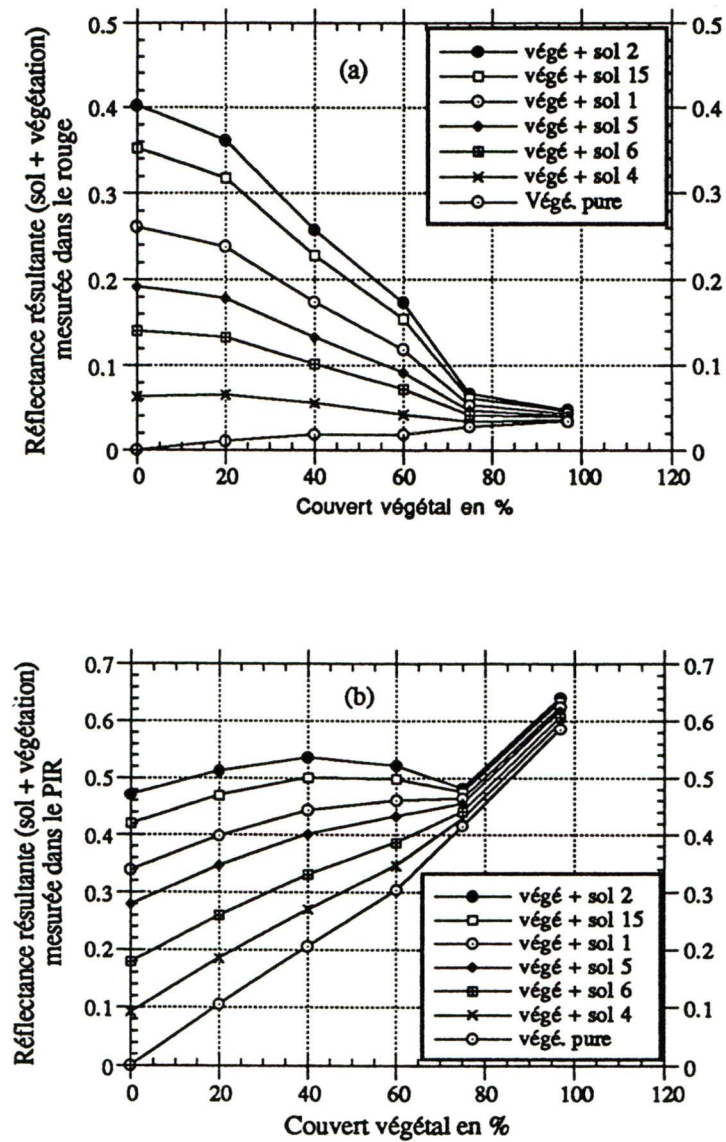


Figure 5.6 : Effet de la couleur et de la brillance des sols nus sur les réflectances spectrales dans le rouge (a) et proche infrarouge (b), en fonction de différents taux de couverture (mesures au sol).

couvert végétal augmente cet effet diminue du fait de l'absorption du signal issu du sol par le couvert végétal. Cependant, même lorsque le taux de végétation est relativement dense ($>75\%$), la réflectance intrinsèque au couvert végétal reste influencer par la composante sol nu. Les amplitudes des six courbes de réflectance de "couvert plus sol nu" sont toujours supérieures à l'amplitude de la composante intrinsèque au couvert végétal ($\rho_v(\lambda)$) aussi bien dans le visible que dans l'infrarouge.

5.3.3.3 Sensibilité des indices à la couleur et à la brillance des sols

Théoriquement l'indice de végétation mesure la densité du couvert végétal indépendamment des propriétés optiques des sols nus. Selon cette hypothèse, en l'absence de végétation, l'indice doit avoir une valeur nulle et cela quelles que soient la nature, la couleur et la brillance du sol. Graphiquement, dans un espace rouge versus indice de végétation, cette condition est remplie lorsque le nuage de points s'approche de la ligne théorique des sols nus. En effet, le degré de sensibilité des indices aux propriétés optiques du sol peut être évalué par la distance entre ce nuage de points et cette ligne: un indice est d'autant plus efficace que cette distance est faible.

Toutefois, il est bien important de noter ici que le principe de la ligne théorique des sols nus dans l'espace rouge versus indice de végétation est une façon de montrer la sensibilité l'indice de végétation aux effets des sols, ce qui est différent de la droite des sols nus déterminée dans l'espace spectrale rouge et proche infrarouge (Huete, 1989; Huete et Tucker, 1991; Bannari *et al.*, 1996a).

Par ailleurs, pour calculer la pente et l'origine de la droite des sols nus nécessaires pour le PVI et le TSAVI, tous les 15 échantillons sont considérés. En réalité il n'y a pas une seule droite des sols mais autant de droites que de couleurs, de brillances et de types de sols. Elles sont souvent plus ou moins proches, mais le fait de les confondre et de considérer un seul sol entraîne des erreurs de l'ordre de 10 à 15 % pour l'estimation du taux de couverture (Ezra *et al.*, 1984; Heilman et Boyd, 1986; Huete et Tucker, 1991). Cependant, cet élargissement du contenu par rapport aux échantillons limités aux sols nus de même nature et de même couleur ou à un seul type de sol, tel que suggéré par Richardson et Wiegand (1977), permet un ajustement plus fiable et plus précis de cette droite. En effet, dans l'espace spectral rouge et proche infrarouge, nous avons calculé une régression linéaire à partir des valeurs de réflectance des 15 échantillons des sols nus. La droite des sols obtenue est définie par une équation dont la pente est de 1,045 et l'ordonnée à l'origine est de 0,052 avec un coefficient de détermination r^2 de 0,99 (figure 5.7).

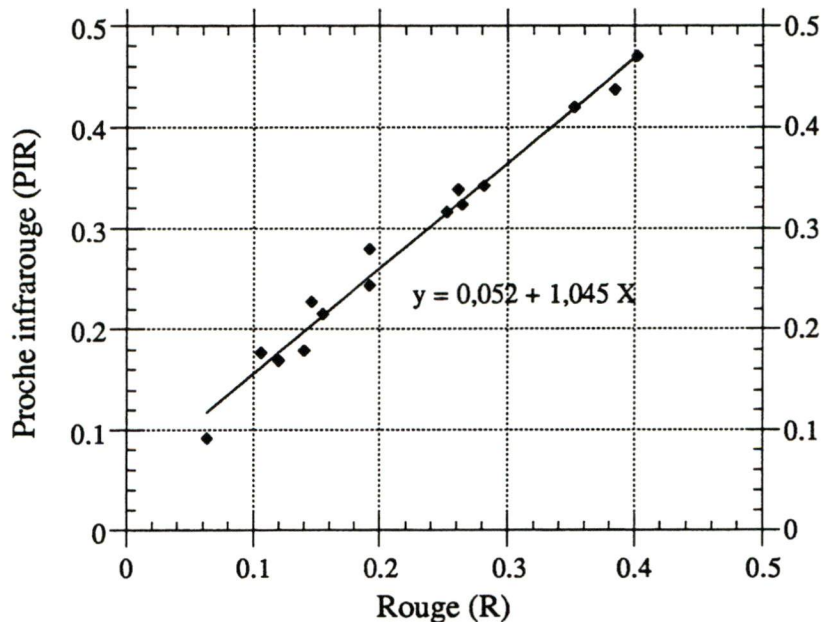


Figure 5.7 : Droite des sols nus simulée dans les bandes de TM

Les résultats indiquent une très grande sensibilité du GEMI aux propriétés optiques des sols nus (figure 5.8a). Bien que cet indice ait pour objectif une évaluation et une gestion globale de la végétation sans être affecté par ces effets, il reste imprécis quant à la description du sol, l'erreur moyenne causée par le bruit des sols étant de l'ordre de 33%. Cette sérieuse affectation souligne une certaine inefficacité dans la gestion de la végétation éparse ou moyennement dense.

Tant pour un sol nu que pour un sol couvert de végétation, le AVI conduit à des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Le nuage de points des sols nus se distribue autour de la ligne théorique de manière aléatoire et non linéaire avec un minimum de -9% et un maximum de 56% (figure 5.8b). Cet indice est conçu spécialement pour le capteur ATSR-2 (Along Track Scanning Radiometer) de ERS-2 afin d'éliminer les effets du sol et de l'atmosphère. Simulé ici dans le cas du capteur TM, il démontre une très forte sensibilité aux sols nus et donne des résultats contradictoires qui ne reflètent pas la réalité du terrain (Bannari *et al.*, 1996a). D'ailleurs, le concept de base pour le développement de cet indice ne considère aucun des critères de l'indice de végétation "idéal", mais plutôt un raisonnement de géométrie plane, dans l'espace bidimensionnel réflectance vs la longueur d'onde, qui est un raisonnement complètement différent de la philosophie des indices de végétation.

À partir de tous les échantillons au sol, l'erreur quadratique moyenne calculé sur le NDVI est de 14% (figures 5.8c). Cet indice ne permet pas de normaliser correctement les variations liées à la couleur et à la brillance des sols. En effet, les sols de couleurs claires sont considérés comme de la végétation et l'erreur causée par le bruit peut atteindre facilement 25%. Lorsque la couleur est foncée, il devient moins sensible et l'erreur

diminue jusqu'à 10%. Dans les milieux hétérogènes où les sols sont de couleurs contrastées et la végétation est éparse ou moyennement dense, la caractérisation de la végétation par cet indice induit un bruit des sols considérable. Ces faiblesses sont soulevés par Holben (1986) et Huete et Tucker (1991) pour cartographier les steppes désertiques à l'aide du NDVI dérivé à partir des images NOAA.

L'indice ARVI doit être calculé à partir des réflectances apparentes au capteur, satellitaire ou aéroporté, pour corriger l'effet de l'atmosphère. Ceci diffère du cas présent où les réflectances sont simulées au sol et où le signal ne fait pas son trajet retour terre-capteur. Le potentiel de cet indice pour discriminer l'effet des propriétés optiques des sols fera l'objet d'une analyse à partir des images dans la section 5.3.

Les indices ajustés par rapport aux sols nus SAVI et MSAVI reflètent une précision plus élevée que les quatre premiers indices, mais restent quand même sensibles aux sols. Malgré l'amélioration du MSAVI pour le rendre insensible aux sols que le SAVI, ces deux indices se comportent de la même façon par rapport aux propriétés optiques des sols (figures 5.8d et 5.8e). L'erreur quadratique moyenne due au bruit de la couleur et de la brillance est de 8% (figures 5.8d et 5.8e). Cette erreur peut atteindre 14% pour les couleurs très claires.

L'intégration des paramètres de cette droite dans les indices TSAVI et PVI présente l'avantage de décrire plus précisément le sol nu indépendamment de la couleur et de la brillance. Les résultats de ces indices montrent un très bon alignement avec la ligne théorique des sols nus, l'erreur quadratique moyenne sur ces indices ne dépassant pas 2% (figures 5.8f et 5.8g). La comparaison du comportement vis-à-vis des propriétés optiques

des sols nus de tous les indices de végétation de deuxième génération, simulés dans les bandes du capteur TM à partir des mesures au sol est récapitulé dans la figure 5.8h. Nous remarquons que les indices PVI et TSAVI se démarquent clairement par leur résistance aux effets des sols par rapport aux autres indices de végétation.

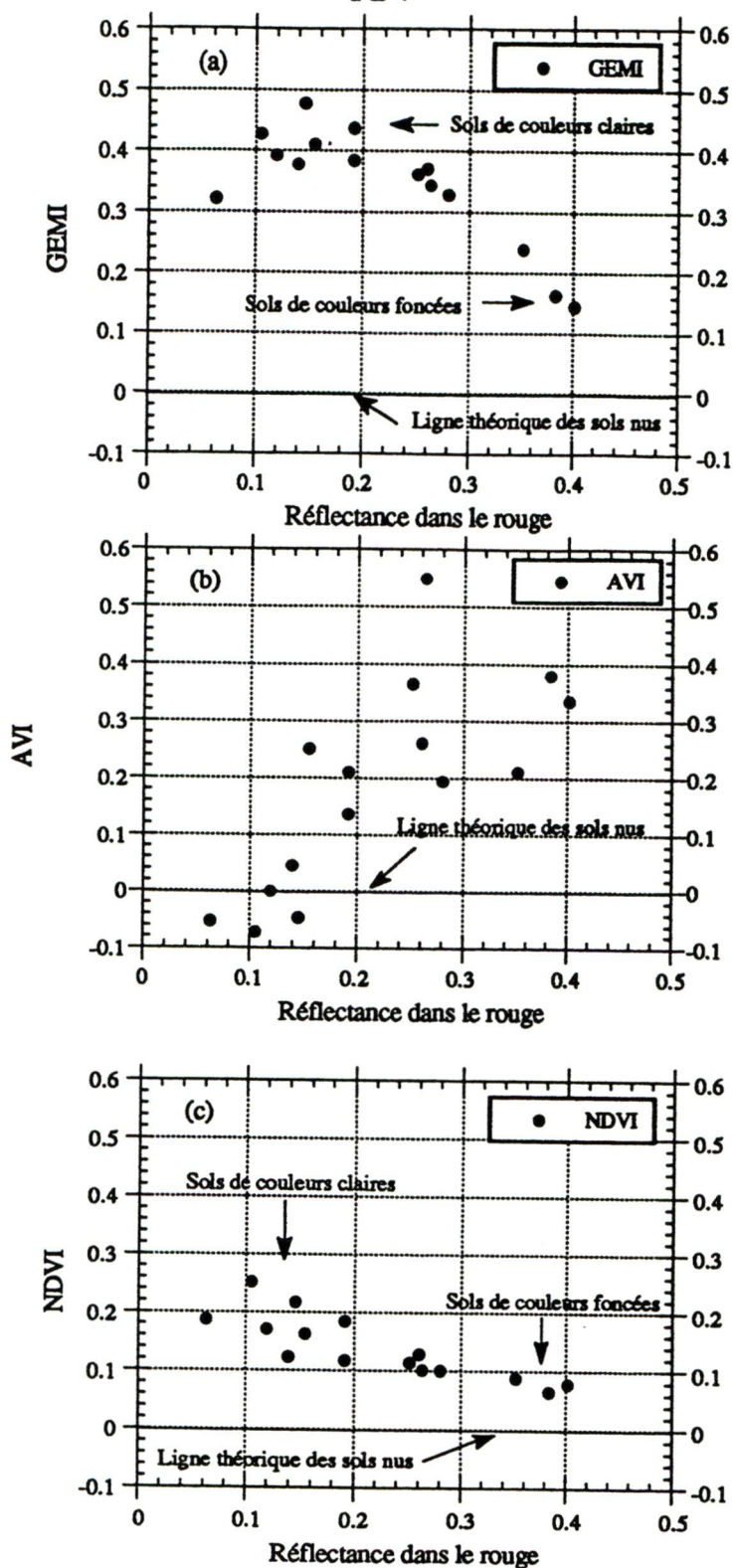


Figure 5.8 : Effets de la couleur et de la brillance des sols nus sur les indices de végétation (mesures au sol).

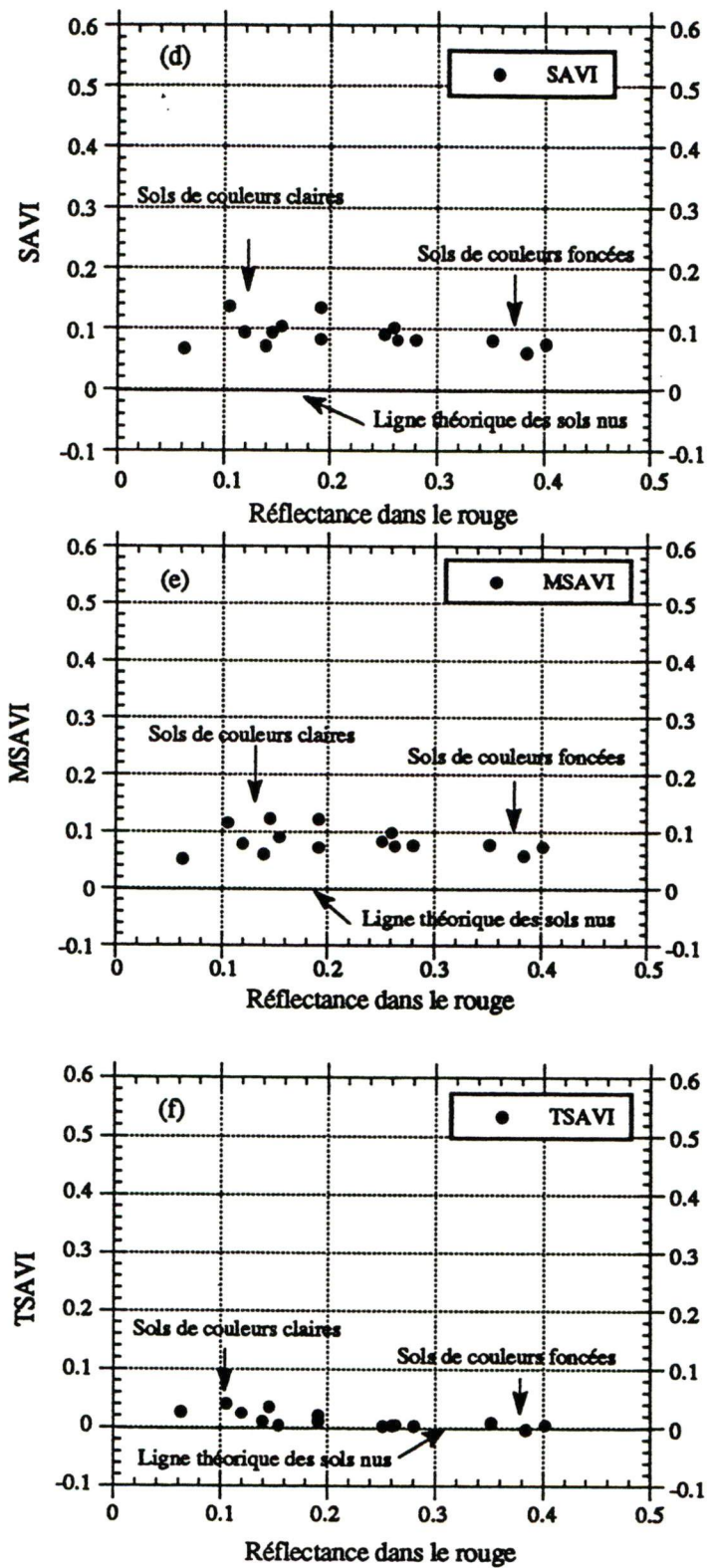


Figure 5.8 (suite)

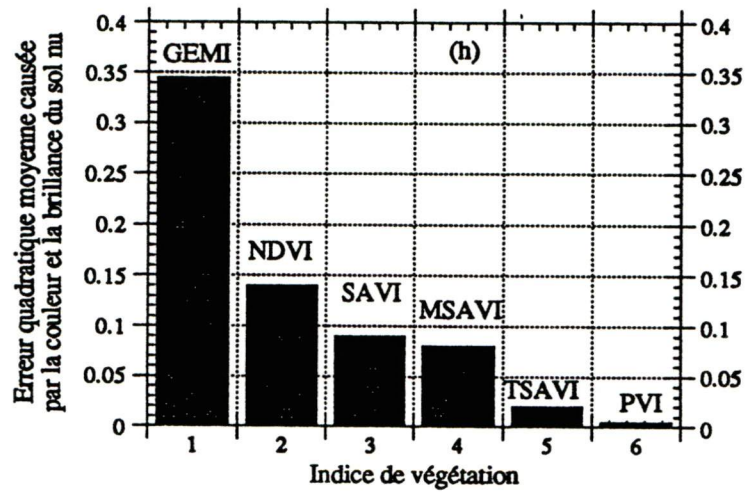
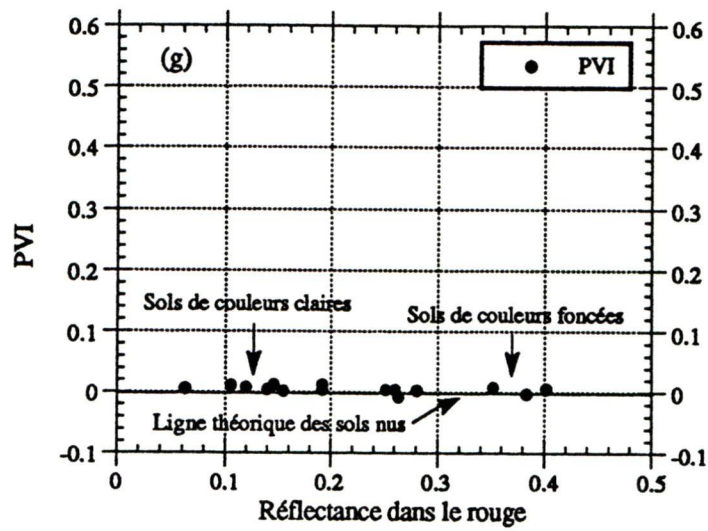


Figure 5.8 (suite)

5.3.3.4. Sensibilité des indices à la présence de la végétation en fonction des différents taux de couverture

Les indices de végétation examinés au cours de cette étude sont basés sur des hypothèses pour éliminer les effets des propriétés optiques des sols nus sur le signal issu de la végétation; alors que la plupart d'entre eux restent significativement sensibles à ces effets comme nous l'avons démontré ci-dessus. Le principe du coefficient de variation permet de bien quantifier ces effets pour différents taux de couverture. Comme le montrent les graphiques de la figure 5.9, le bruit est très prononcé dans le cas d'une végétation éparse, diminue légèrement pour des couverts intermédiaires et tend vers une valeur nulle lorsque la saturation du couvert végétal est atteinte (>90%). Globalement, une grande variation de sensibilité aux couverts végétaux apparaît entre ces indices.

La figure 5.9a illustre l'insensibilité du GEMI aux faibles taux de couverture végétale. La faiblesse de cet indice pour la discrimination de la végétation des sols nus en milieux épars est soulevée dans les travaux menés par Plummer *et al.* (1994), Qi *et al.* (1994b) et Bannari *et al.* (1994 (annexe 3) et 1995c). Pour une densité végétale moyenne ou forte (>60%), il valorise le signal issu de la végétation et le bruit causé par le sol devient pratiquement négligeable. Il est probablement un bon indicateur des milieux à couvert végétal très dense (forêt ou agriculture), mais il ne peut pas être efficace pour la gestion de l'environnement végétal épars. Notons aussi que GEMI est un indice mis au point spécialement pour le capteur AVHRR de NOAA, et qu'une nouvelle version devrait être développée de façon à être indépendante du type de capteur utilisé.

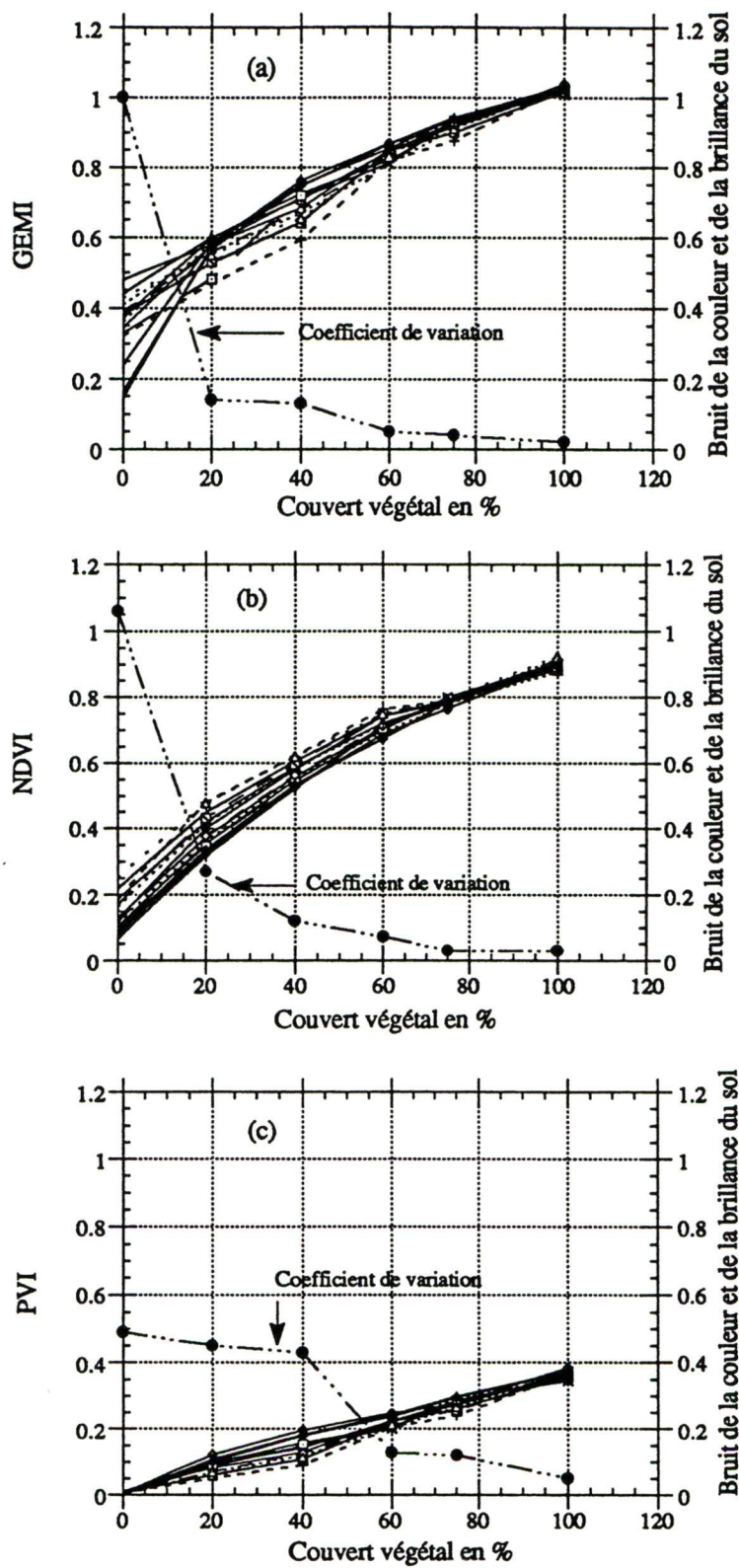


Figure 5.9 : Sensibilité des indices de végétation aux couverts végétaux en fonction de différents taux de couverture et de différents sols.

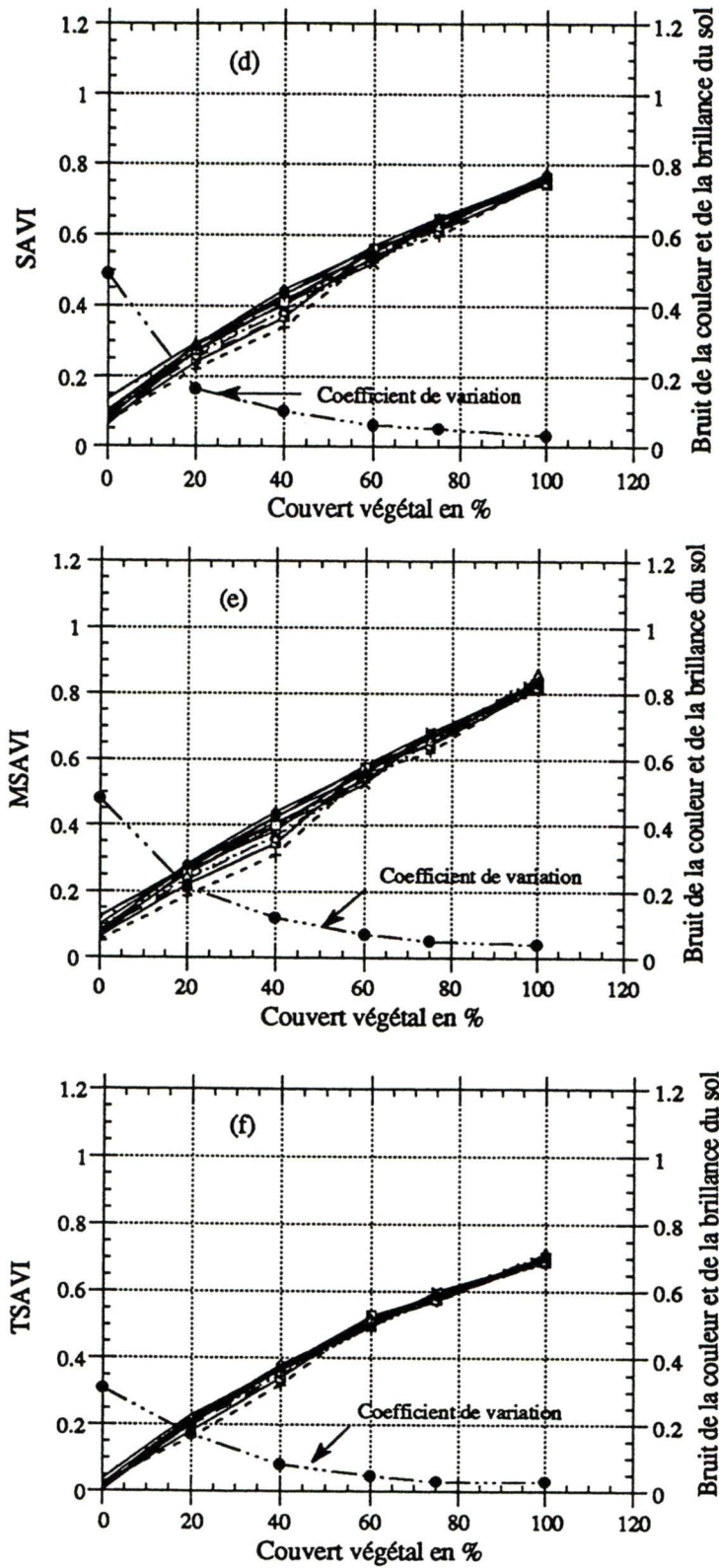


Figure 5.9 (suite)

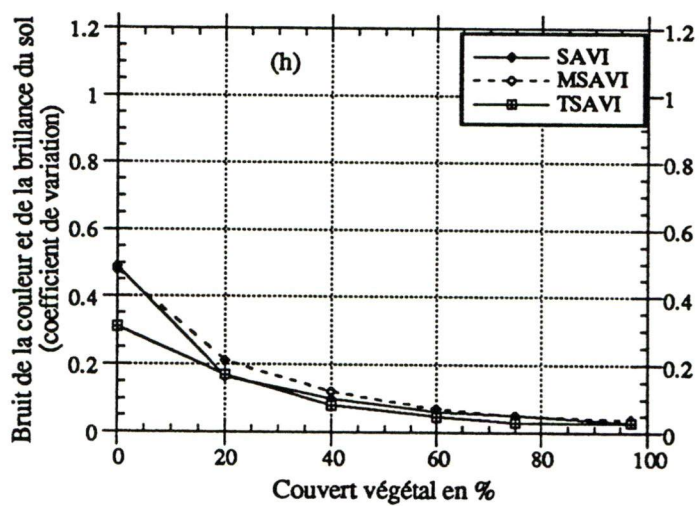
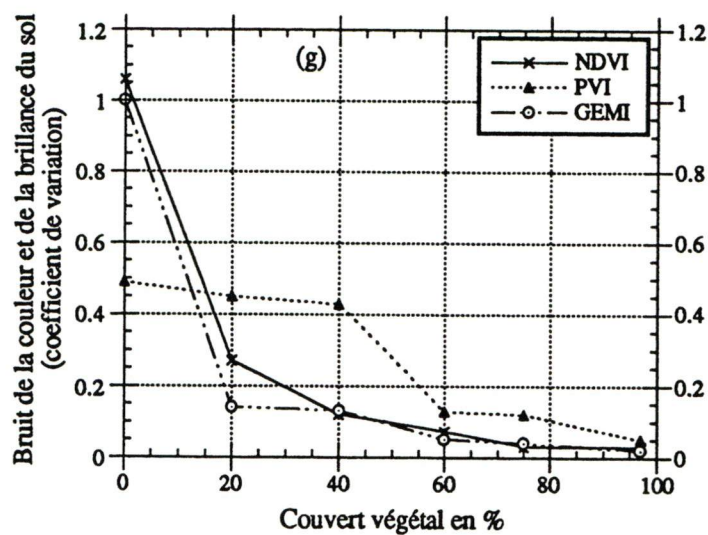


Figure 5.9 (suite)

En présence d'un couvert végétal de densité faible ou moyenne ($0\% < x < 60\%$), l'effet des sols se manifeste fortement sur le NDVI. En effet, lorsque la couleur est claire et brillante, pour un couvert de 20% l'indice indique une valeur de 50% ce qui surestime le taux de couverture d'environ 2,5 fois par rapport à la vérité terrain (figures 5.9b). Alors que pour les sols les moins influents de couleur foncé, l'erreur reste quand même assez significative, le NDVI surestime le taux de couverture de 1,5 fois. Le potentiel de cet indice devient appréciable et remarquablement indépendant des sols pour les couverts très denses ($>75\%$). Graphiquement, le coefficient de variation illustre cette situation et montre qu'au fur et à mesure que le couvert devient dense, le bruit des sols devient de plus en plus minime. Malgré la popularité du NDVI et la facilité de son utilisation en traitement d'image, il est moins précis quant à l'estimation du taux de couverture d'une végétation dispersée ou moyennement dense. Les résultats obtenus sur cet indice sont en accord avec les travaux de Huete *et al.* (1994b), Cyr (1993) Rondeaux *et al.* (1994) et Qi *et al.* (1994b).

Malgré le comportement adéquat du PVI vis-à-vis de la couleur et la brillance des sols, il manifeste deux faiblesses contradictoires avec les spécificités d'un bon indice de végétation. D'une part, il devient sensible aux propriétés optiques des sols nus au fur et à mesure que la densité végétale augmente et, d'autre part, il ne permet pas une bonne évaluation de la vigueur de la végétation. En effet, le bruit du sol augmente de manière significative entre les taux de couverture de 20 et 60%, et la valeur maximale de l'indice ne dépasse jamais 0,40 pour un couvert complètement dense (100%) (figure 5.9c). Ce manque de précision a été mentionné dans les travaux de Huete (1984 et 1987) pour la gestion des couverts épars en milieux arides et semi-arides et par Baret et Guyot (1991) en milieu agricole. Du fait de ces faiblesses, le PVI perd donc de son efficacité quant à la description de la végétation éparse.

Dans la section précédente nous avons démontré que la sensibilité du SAVI aux sols nus est identique à celle du MSAVI. Par ailleurs, théoriquement la modification du MSAVI est basée sur le changement du “facteur d'ajustement L” comme une fonction qui varie inversement avec la présence de la végétation. Cette modification vise la minimisation de l'effet des sols et le rehaussement de l'information sur la végétation dans les milieux hétérogènes. Cependant, l'analyse des figures 5.9d et 5.9e montre que le comportement de ces deux indices est similaire aussi bien pour un sol nu que pour un couvert intermédiaire ($0\% < x < 60\%$). Toutefois, pour un couvert végétal dense ($>60\%$) le potentiel du MSAVI indique une augmentation d'environ 8% de la sensibilité par rapport au SAVI. L'amélioration du MSAVI a donc pour but d'augmenter la sensibilité du SAVI au couvert végétal et non pas de minimiser les effets des sols nus. Lorsque le sol sous-jacent au couvert est composé de couleurs plus sombres, l'erreur sur ces indices devient à la limite acceptable, elle est égale à la tolérance permise 5%. Bien qu'ils sont désignés pour gérer les couverts végétaux plus efficacement que le NDVI et indépendamment des sols nus, le bruit de ces derniers y demeure lorsque la couleur est claire et brillante et ils surestiment un couvert de 20% d'environ 1,5 fois par rapport à la vérité terrain.

Quant au TSAVI, il se démarque de tous les autres indices par une excellente description des couverts végétaux en fonction des différents taux de couverture et en faisant abstraction des effets des propriétés optiques des sols (figure 5.9f). Contrairement aux autres indices, pour une végétation éparse ou moyennement dense il garde une allure constante avec un écart très faible entre les courbes ($\pm 2\%$) et une bonne performance pour l'estimation du taux de couverture. Par contre, pour les couverts végétaux très dense (100% environ), son potentiel reste limité et sa valeur maximale ne dépasse pas 72%.

Nous pouvons donc dire que le TSAVI est un indice bien adapté pour la gestion de l'environnement végétal épars ou moyennement dense.

5.3.4 CONCLUSION PARTIELLE

À titre de récapitulation, cette première partie a permis de souligner la difficulté des indices de végétation de décrire la végétation épars ou moyennement dense à cause de l'influence des propriétés optiques des sols nus. Le modèle de transfert radiatif présenté pour faire cette première analyse permet une décomposition simple de la réflectance résultante mesurée au dessus d'un couvert végétal épars, selon deux composantes principales. La première composante est intrinsèque au couvert végétal sans interaction avec le sol nu, tandis que la seconde est propre au sol nu et est transmise à travers le couvert végétal. Le comportement de chacune des deux composantes ainsi que la transmittance globale ont été analysés en fonction de la densité du couvert végétal, dans les régions du visible et du proche infrarouge. L'effet de la couleur et de la brillance du sol sur les réflectances spectrales et sur les indices de végétation a été étudié. Les résultats indiquent que les réflectances spectrales dépendent fortement de la nature des interactions entre le rayonnement électromagnétique, la végétation et les sols. Le rayonnement solaire qui atteint la surface sous-jacente au couvert est fortement diffusé et transmis à travers le couvert dans le PIR, alors que dans le rouge, la contribution des sols provient surtout des surfaces adjacentes sans végétation qui réfléchissent le rayonnement solaire. Puisque les effets de l'atmosphère et de l'environnement sont négligeables (mesures au sol), la composante intrinsèque du sol nu représente la perturbation essentielle de la réflectance du couvert végétal. Cependant, plus le sol est brillant et de couleur claire, plus la réponse spectrale du couvert est affectée, ce qui explique l'inefficacité de l'indice de végétation. À

la lumière des résultats obtenus à partir des mesures au sol, nous pouvons regrouper les indices de deuxième génération en deux classes :

1- la première regroupe les indices GEMI, NDVI, PVI et AVI. Pour une végétation éparse ou intermédiaire ($0\% < x < 60\%$), les indices GEMI et NDVI sont en général entachés d'erreurs non négligeables liées aux propriétés optiques des sols nus. Ils ne permettent pas de normaliser correctement les variations liées aux propriétés optiques des sols nus. Le coefficient de variation illustre bien ce bruit en fonction de différents taux de couverture (figure 5.9g). Ces trois indices sont moins efficaces pour la gestion d'un environnement à végétation éparse ou moyennement dense comme le milieu urbain, alors qu'ils restent bien adaptés pour une description précise d'une végétation très dense. Le AVI conduit à des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Quant au PVI, le bruit du sol augmente de manière significative pour les faibles taux de couvert végétal et sa valeur maximale ne dépasse jamais 0,40 pour un couvert complètement dense.

2- une seconde classe regroupe les indices TSAVI, SAVI et MSAVI. Quelque soit le taux de couverture et indépendamment de la couleur et de la brillance, l'erreur quadratique moyenne ne dépasse pas 2% sur le TSAVI et 8% sur le SAVI et MSAVI. Ces deux derniers ont un comportement moyennement acceptable vis-à-vis des propriétés optiques des sols nus (figure 5.10h). A ce niveau d'analyse, pour les milieux à faible taux de couverture végétale nous recommandons l'utilisation de l'un des indices de cette classe.

5.4 ÉVALUATION À PARTIR DES DONNÉES IMAGES: MEIS-II ET TM

Afin que les résultats issus des deux capteurs (MEIS-II et TM) soient comparables, nos images ont été étalonnées radiométriquement et atmosphériquement et corrigées géométriquement. Quant à la différence entre les angles d'observations des deux capteurs, elle introduit, dans le cas extrême, une erreur bidirectionnelle négligeable qui est de l'ordre de 0,4%. Malgré toutes ces corrections apportées à nos images d'une façon uniforme et constante, nous ne pouvons pas éviter les effets d'environnement et du mélange spectral au niveau des pixels à cause des objets au sol de petites tailles. Ainsi, l'effet de l'ombre qui ne demeure pas constant entre les deux images à cause de la géométrie d'éclairement ($\Delta\theta_s = 10^\circ$) peut aussi entraîner une erreur qui peut être significative. Dans la présente section nous analysons le potentiel des indices de végétation pour minimiser l'effet des sols nus et leur efficacité pour une description précise du couvert végétal à partir des images TM et MEIS. En outre, nous analysons l'effet de résolutions spatiale et spectrale, étroites et larges, sur la précision des indices de végétation pour discriminer le minéral du végétal en milieu urbain.

Pour évaluer l'effet des propriétés optiques des sols nus et analyser l'aspect hétérogène du milieu urbain sur les indices, 60 sites d'échantillonnage correspondant à différents types de sols nus de différentes couleurs et brillances sont sélectionnés. Ils incluent les sols nus (carrières, terrains vacants, stationnements etc.), les grandes surfaces bâties (bâtiments des centres commerciaux, bâtiments du gouvernement etc.), les toitures de maisons (centre ville), pistes d'atterrissage (aéroport de Dorval), les routes (19, 125 etc.), les autoroutes (20, 40 etc.), etc. La fine résolution spatiale de l'image MEIS-II facilite l'identification des objets au sol, de leur nature et de leur couleur. Quant à l'image TM, nous nous sommes basés, entre autres, sur des photographies aériennes couleurs au

1: 5 000, acquises à la même période que les images TM et MEIS-II (1990), ainsi que sur une carte d'occupation du sol de 1989 et une carte topographique de 1992 pour localiser les sites d'échantillonnage. Les réflectances au sol des 60 échantillons ont été considérées dans l'espace spectral rouge et proche infrarouge propre à chacune des images (MEIS-II et TM) pour calculer les paramètres de la droite des sols nus avec une représentativité de tous les éléments du sol qui figurent sur l'image, ce qui augmente par conséquent la précision des indices. Les droites des sols nus propres à chacune des deux images sont illustrés par la figure 5.10. Elles sont définies par des équations, dont les pentes sont de 1,06 et 0,85, les ordonnées à l'origine sont de 2% et 3% avec des coefficients de détermination r^2 de 0,94 et 0,91, respectivement pour TM et MEIS-II.

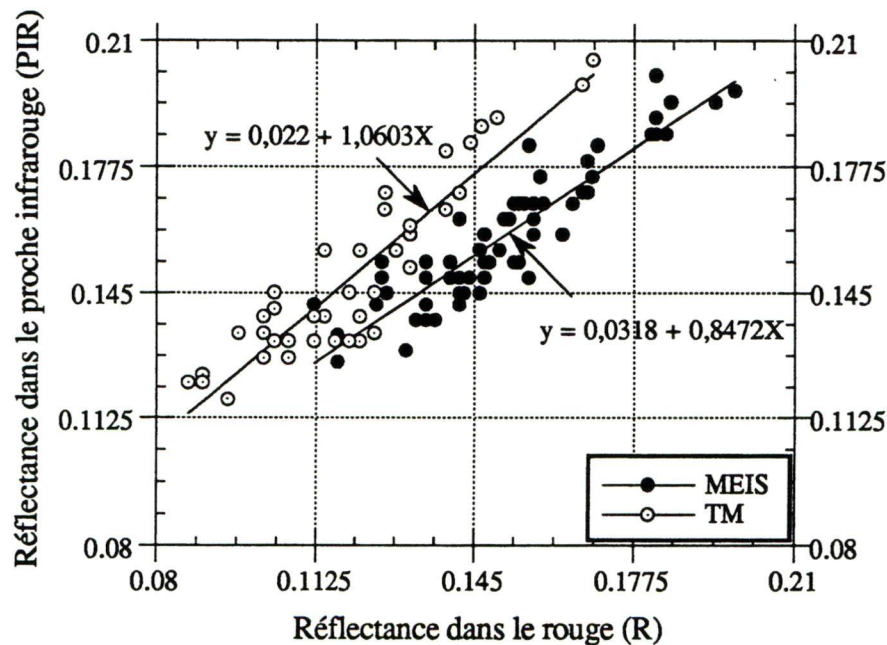


Figure 5.10 : Droites des sols nus propres aux données MEIS-II et TM

5.4.1 Sensibilité des indices à la couleur et à la brillance des sols nus

Le but de cette section est d'analyser la sensibilité des indices de végétation dérivés des images numériques aéroportées et satellitaires aux propriétés optiques des sols nus. La figure 5.11a montre qu'indépendamment du type du capteur, résolutions spatiale et spectrale, ou du mode expérimental, l'indice GEMI affiche une très grande marge d'incertitude liée aux propriétés optiques des sols nus. Pour un sol dépourvu de la végétation, il donne l'impression d'un couvert végétal d'environ 35 % de densité, ce qui fausse l'estimation de la biomasse verte et l'interprétation des résultats (figure 5.11a). Malgré les résolutions spatiale et spectrale étroites du capteur MEIS-II nous remarquons un gain de précision insignifiant (3%) par rapport à TM. Rappelons ici que le GEMI est un indice mis au point spécialement pour le capteur AVHRR de NOAA, qui se caractérise par une très faible résolution spatiale. D'ailleurs, le fait que la résolution spatiale devienne faible augmente le bruit d'hétérogénéité dû aux différents éléments à l'intérieur d'un même pixel. Par conséquent, même pour le capteur AVHRR de NOAA qui possède une résolution au sol de 1,1 km au nadir, l'effet des sols sera fortement prononcé ou au moins de même ordre de grandeur que pour TM. Nous pouvons donc conclure que quelque soit le type du capteur le GEMI est un indice non approprié pour la gestion de l'environnement végétal épars et moyennement dense.

En ne considérant que les sols nus, l'indice AVI déterminé à partir de l'image MEIS-II montre une amplitude oscillant entre -3 et +3 (figure 5.11b) par rapport à la ligne théorique des sols nus. Le comportement de cet indice vis-à-vis des propriétés optiques des sols nus ne reflète jamais la même attitude sur des échantillons sélectionnés à partir de l'image MEIS-II ou sur des échantillons mesurés par simulations au sol dans les bandes du

capteur TM comme nous l'avons démontré dans la section précédente (Bannari *et al.*, 1995c). Puisqu'il dépend de la longueur d'onde dans le rouge, le vert et le proche infrarouge, un changement de capteur cause automatiquement de très fortes variations dans les valeurs de cet indice, ce qui rend difficile, la comparaison des résultats issus de différents capteurs ou l'interprétation des résultats obtenus par le même capteur. Par conséquent, nous pouvons dire que globalement cet indice conduit à des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation, ce qui nous amène à l'écarter de notre étude.

Bien que le ARVI est un indice qui permet le raffinement des effets atmosphériques au niveau du capteur, il est bien intéressant d'analyser son comportement à l'égard des bruits causés par les sols nus. Le degré de précision et de résistance de l'indice ARVI aux effets atmosphériques dépendra du succès de la détermination du paramètre d'auto-correction atmosphérique (γ). Ce paramètre est connue *a priori* dans la présente étude. En effet, durant la journée d'acquisition de nos images, l'épaisseur optique de l'atmosphère a été mesurée au sol à 550 nm. L'intégration de cette valeur mesurée dans le modèle de simulations H5S nous a permis de déterminer les réflectances intrinsèques à l'atmosphère dans les bandes rouge et bleu de chacun des deux capteurs et par la suite de calculer la valeur la plus probable du facteur d'auto-correction atmosphérique. Cela va nous permettre d'effectuer une comparaison objective entre les indices ARVI et NDVI, sachant que le premier est déterminé à partir des réflectances apparentes au capteur, alors que le second est calculé à partir des réflectances au sol. Le facteur de sur-correction (γ) est égal à 0,25 et 0,43, respectivement, pour les images MEIS-II et TM. La différence entre ces valeurs peut être expliquée par la différence d'altitude entre les deux capteurs, autrement dit, la réflectance intrinsèque à l'atmosphère dans la bande rouge est plus forte au niveau du capteur satellitaire qu'au niveau du capteur aéroporté.

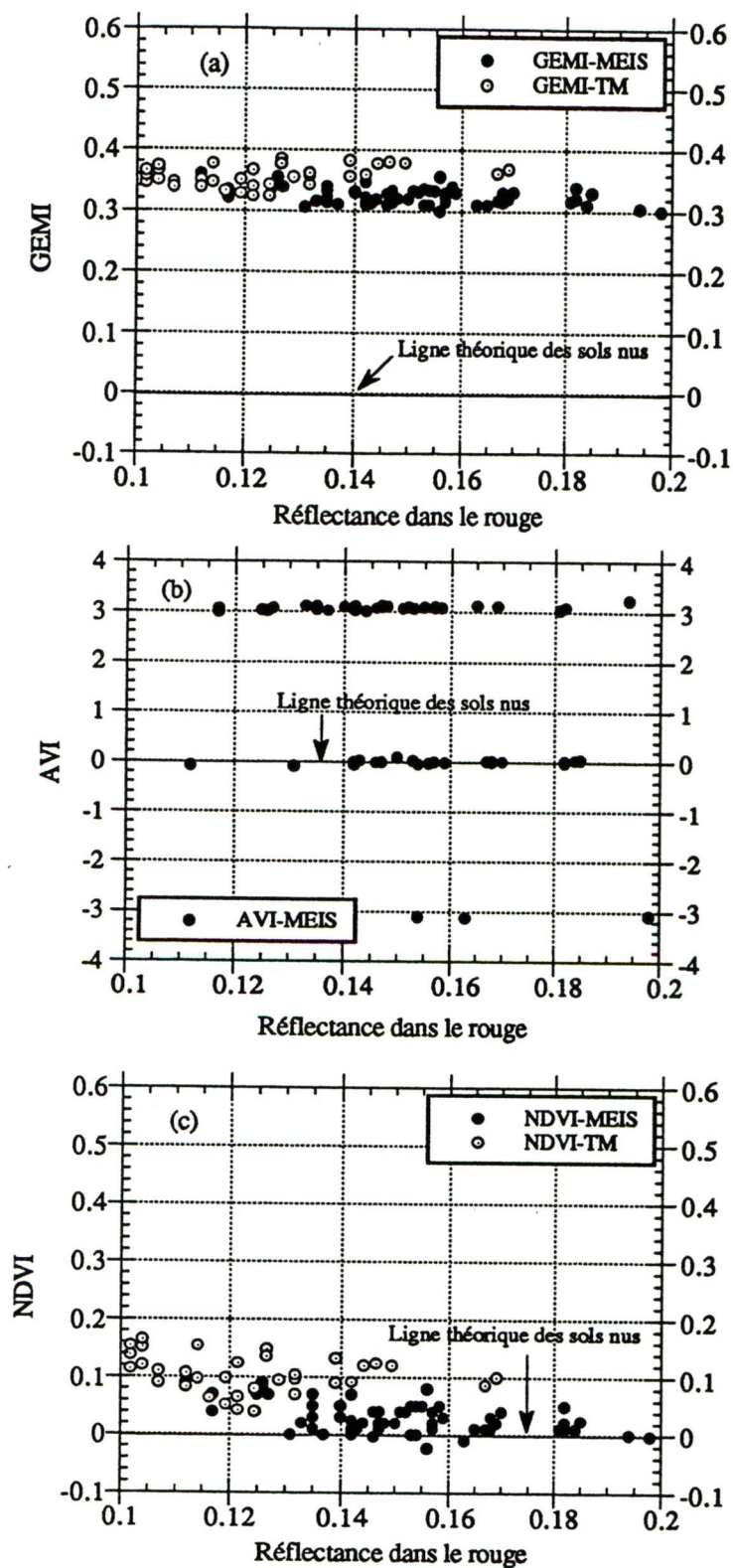


Figure 5.11 : Effets de la couleur et de la brillance des sols nus sur les indices de végétation dérivés à partir des images MEIS-II et TM

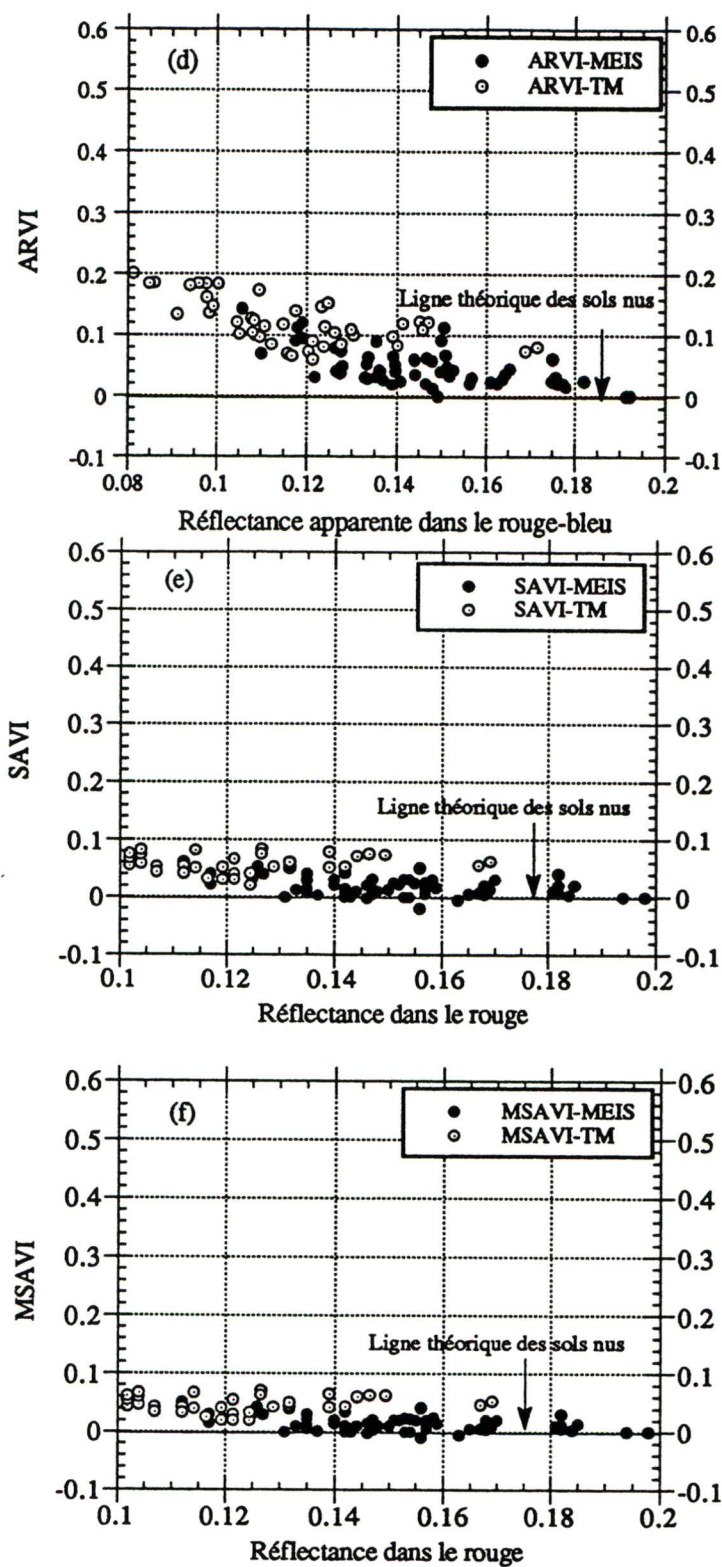


Figure 5.11 (suite)

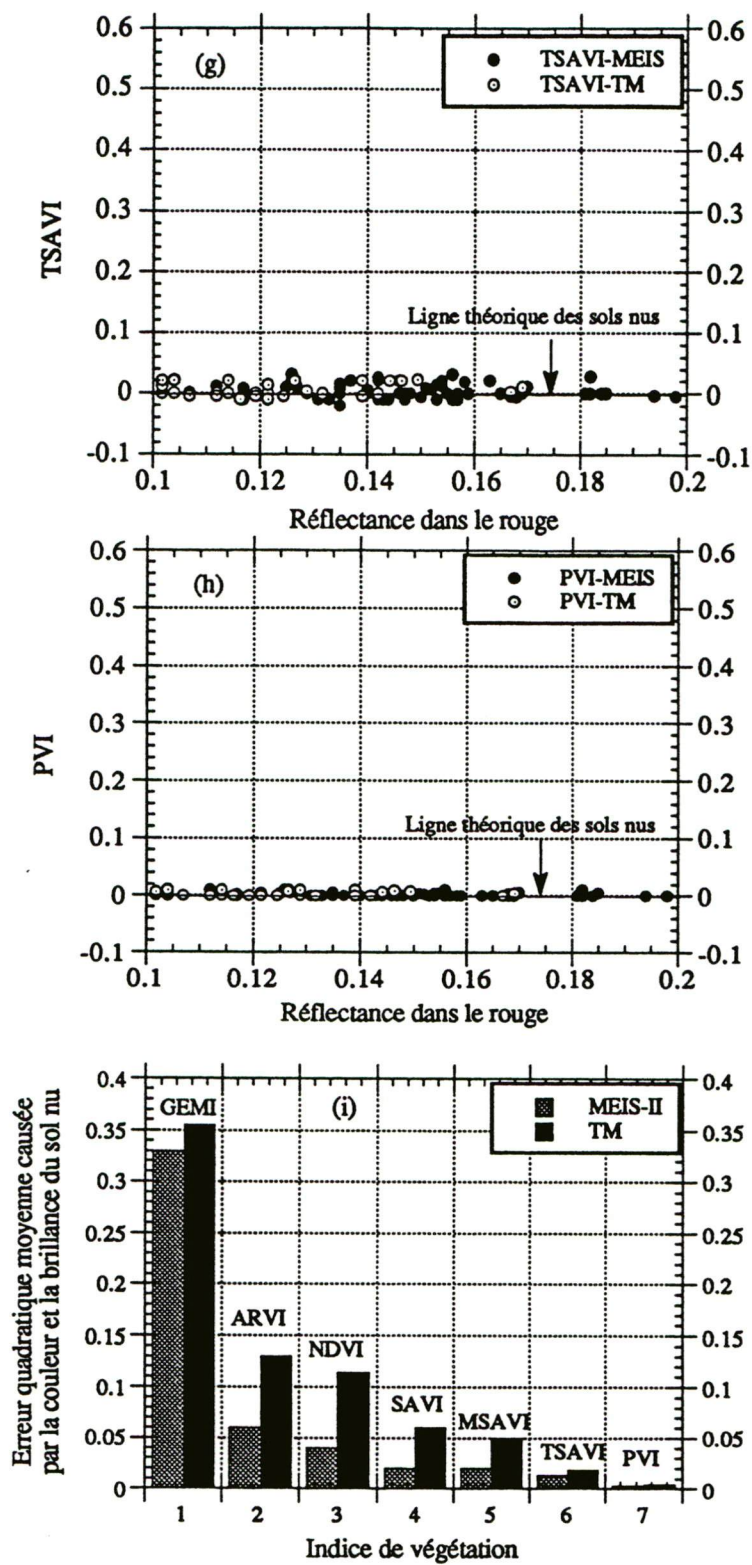


Figure 5.11 (suite)

Dérivé à partir de l'image MEIS-II ou TM, le ARVI montre une légère augmentation de sensibilité aux sols nus par rapport au NDVI à cause de l'intégration du canal bleu (figures 5.11c et 5.11d). Globalement, ces deux indices se caractérisent par une faible capacité de normaliser l'effet des sols nus. Si nous considérons l'ensemble de nos échantillons sélectionnés, à partir des données TM et MEIS-II, respectivement, l'erreur quadratique moyenne est de 13% et 6% sur le ARVI et de 11% et 4% sur le NDVI. Pour des sols de couleurs claires, les erreurs deviennent maximales : de façon respective pour TM et MEIS-II, elles sont de l'ordre 20% et 14% sur le ARVI et de 17% et 10% sur le NDVI. Nous constatons donc que ces deux indices montrent une dépendance du sol un peu plus élevée dans les bandes de TM que dans celles de MEIS-II. Il convient donc de souligner l'apport important des résolutions spatiale et spectrale étroites du capteur MEIS-II pour mieux minimiser l'effet des sols sur ces deux indices (Bannari *et al.*, 1995c). Cette avantage est mis en évidence à l'aide de la figure 5.11i. Par conséquent dans les milieux hétérogènes ou les sols sont de couleurs contrastées et la végétation est éparse ou de densité intermédiaire, la caractérisation de la végétation par l'un de ces deux indices induit un bruit de sols considérable. Ces constatations concordent avec les travaux de Huete *et al.* (1994a).

Les indices SAVI et MSAVI occupent toujours une position intermédiaire entre les indices qui ne s'ajustent pas au sol (NDVI et ARVI) et ceux qui se basent sur les paramètres de la droite des sols (TSAVI et PVI). Les figures 5.11e et 5.11f illustrent bien le comportement de ces indices vis-à-vis des propriétés optiques des sols et leur dépendance du type du capteur. Calculés à partir des données MEIS-II, l'erreur quadratique moyenne ne dépasse pas 2% alors qu'elle est de 6% pour les données TM. Aussi bien pour MEIS-II que pour TM, cette erreur ne dépasse pas 8% pour les couleurs

très claires. De la même façon que le ARVI et le NDVI, les résolutions spatiale et spectrale étroites de MEIS-II augmente la performance des indices SAVI et MSAVI pour mieux minimiser le bruit des sols d'environ 4% par rapport aux résolutions spectrale et spatiale larges de TM.

Quant aux indices TSAVI et PVI, ils restent toujours insensibles à la couleur et à la brillance des sols et indépendants des résolutions spatiale et spectrale du capteur. Le nuage de points coïncide parfaitement avec la ligne théorique des sols nus de valeur nulle (figures 5.11g et 5.11h). Quelles que soient la couleur et la brillance des sols, l'erreur quadratique moyenne est presque nulle. Elle est de 0,3% sur le PVI et ne dépasse pas 2% sur le TSAVI ce qui témoigne de la rigueur de leur pouvoir discriminant à l'égard des sols. Des résultats comparables sont obtenus par Collet et Abednego (1987) sur l'agglomération Lausannoise (en Suisse) en expérimentant le PVI à partir des données image TM.

Dérivés à partir des données images, la figure 5.11i montre de façon comparative d'une part, la performance de chacun des indices pour normaliser les effets des sols et d'autre part, l'avantage des données de résolutions spatiale et spectrale étroites par rapport aux résolutions larges pour mieux réduire ces effets. Cet avantage est fortement appréciable pour les indices qui ne considèrent pas la droite des sols nus (SAVI et MSAVI) et ceux qui ne s'ajustent pas non plus par rapport aux sols nus (NDVI et ARVI). En effet, nous constatons un gain de précision d'environ 2,3 fois sur ces quatre indices. Alors que les autres indices, PVI, TSAVI et GEMI sont indépendants des caractéristiques du capteur. La résolution spatiale de MEIS-II présente l'avantage d'être mieux adaptée au parcellaire du milieu urbain car les pixels ont des dimensions souvent comparables avec la taille des objets au sol; ce qui minimise le problème de mixture.

5.4.2 Sensibilité des indices à la présence de la végétation en fonction des différents taux de couverture

Afin d'évaluer le potentiel de chacun des indices pour une description précise du taux de couverture végétale, indépendamment des perturbations extérieures, cinq sites à différents pourcentages de couverture végétale (0, 25, 50, 75, et 100 %) ont été choisis. Ce choix n'accorde aucune importance à la distinction entre les différents types de couverts puisque l'indice de végétation traite l'image toute entière dans le but de distinguer entre ce qui est végétal et ce qui ne l'est pas. Notre seule préoccupation a été de calculer le taux de couverture de chacun des sites avec précision. Celui-ci est indispensable pour la confrontation des indices dérivés à partir des réflectances avec les taux de couverture au sol (vérité-terrain). Ce taux de couverture est défini comme étant la surface du sol qui serait couverte si on y projetait verticalement les couverts végétaux. Pour calculer ce taux de couverture, dans un premier temps nous avons sélectionné plusieurs imagerie qui montrent différents taux de couverture en se basant sur une simple interprétation visuelle. Dans l'étape suivante, nous avons procédé avec le système de traitement d'image (DIPIX), à une classification par la méthode du maximum de vraisemblance de toutes les imagerie. Le taux de couverture est calculé par le rapport entre le nombre de pixels classifiés dans la classe végétation et le nombre total de pixels de chaque imagerie.

La figure 5.12 montre une grande variation de sensibilité entre les indices de végétation en fonction des différents taux de couverture végétale. Nous remarquons, entre autres, l'avantage des résolutions spatiale et spectrale étroites aussi bien pour réduire l'effet des sols sur les indices lorsque la végétation est éparse ($0\% < x < 50\%$) que pour augmenter légèrement la sensibilité des indices pour la détection des couverts denses ($>60\%$). Nous pouvons donc dire que les résolutions spatiale et spectrale étroites présentent un double

intérêt pour la gestion des couverts végétaux à l'aide des indices de végétation. Cette constatation est en accord avec les travaux de Guyot et Baret (1989), à partir des études par simulation au sol, selon ces auteurs la résolution spectrale étroite permet de déterminer l'état de la végétation.

La figure 5.12a montre qu'au fur et à mesure que la densité du couvert végétal augmente, le GEMI s'approche de plus en plus de la réalité et que les perturbations causées par les sols nus deviennent faibles. Cependant, quelque soit le mode expérimental ou le type de capteur, il surestime la densité des faibles couverts végétaux d'environ 2,3 fois. Cet accroissement est dû aux effets des sols adjacents et sous-jacents au couvert et non à une augmentation du taux de couverture végétale. Par conséquent, le GEMI n'est pas un indice recommandable pour les applications en milieu urbain.

Malgré la présence de la végétation, la comparaison entre les deux indices ARVI et NDVI, calculés à partir des réflectances apparentes aux capteurs et des réflectances au sol, montre que l'effet des sols demeure et se manifeste considérablement aussi bien sur le ARVI que sur le NDVI (figures 5.12b et 5.12c). Pour un couvert de 20%, par exemple, ces indices surestiment le taux de couverture d'environ 2,5 et 1,5 fois, respectivement, pour ARVI et NDVI. Pour des couverts moyennement denses ($40\% < x < 60\%$), l'incertitude liée aux bruits causés par les sols entraîne une erreur pour toute estimation du couvert d'environ 1,6 fois le ARVI et 1,25 fois le NDVI. En général, le potentiel de ces indices reste limité pour discriminer le végétal du minéral et mieux représenter une végétation urbaine de densité faible ou moyenne.

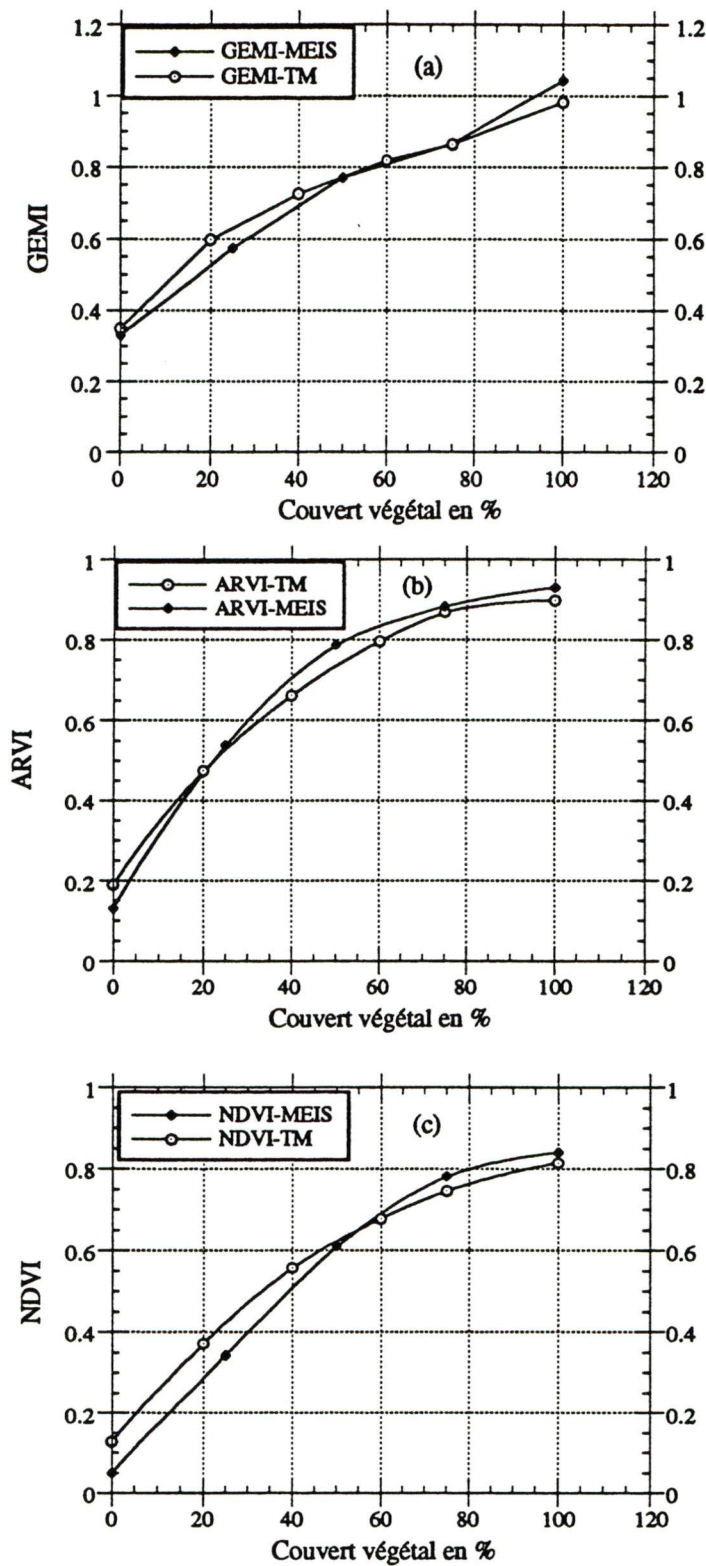


Figure 5.12 : Sensibilité des indices de végétation dérivés de MEIS-II et TM pour différents différents taux de couverture végétale.

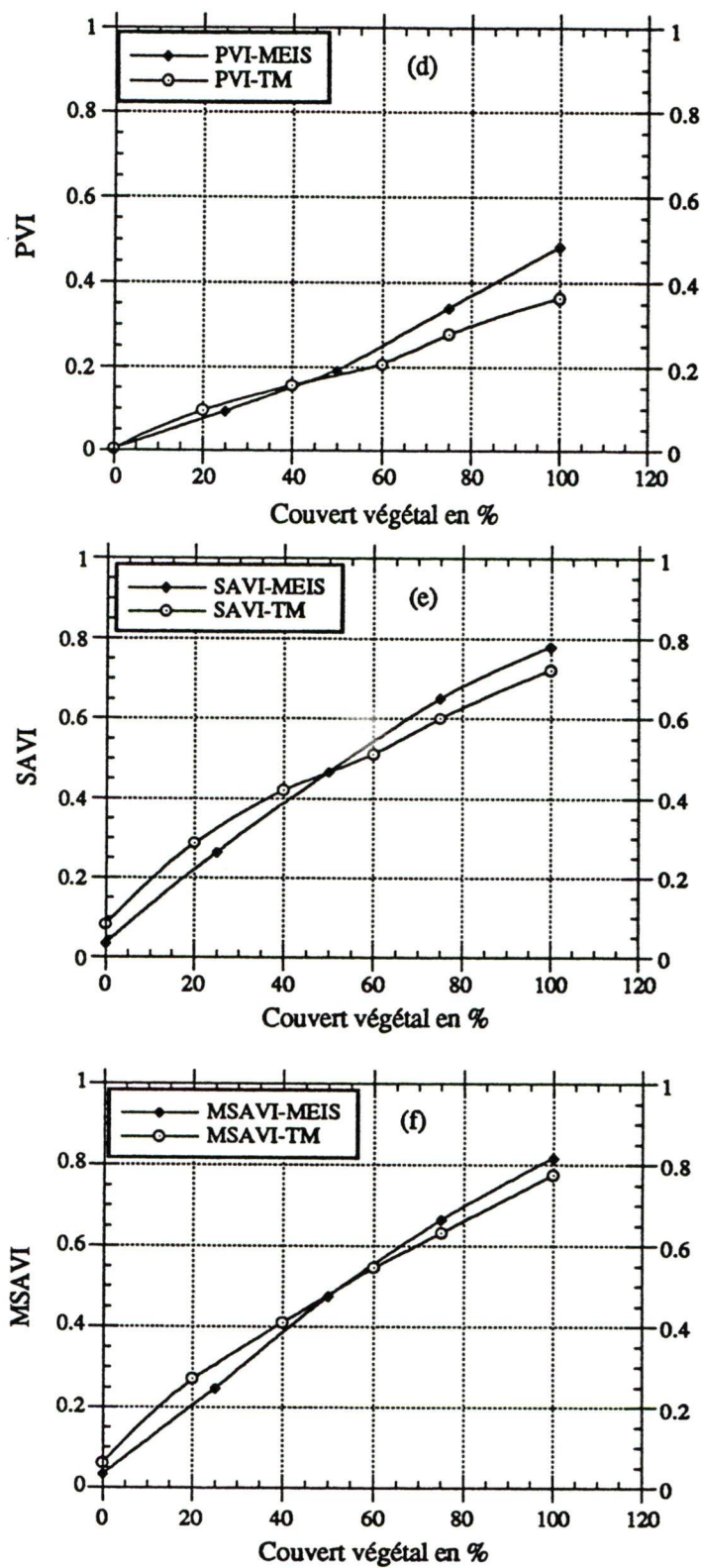


Figure 5.12 (suite)

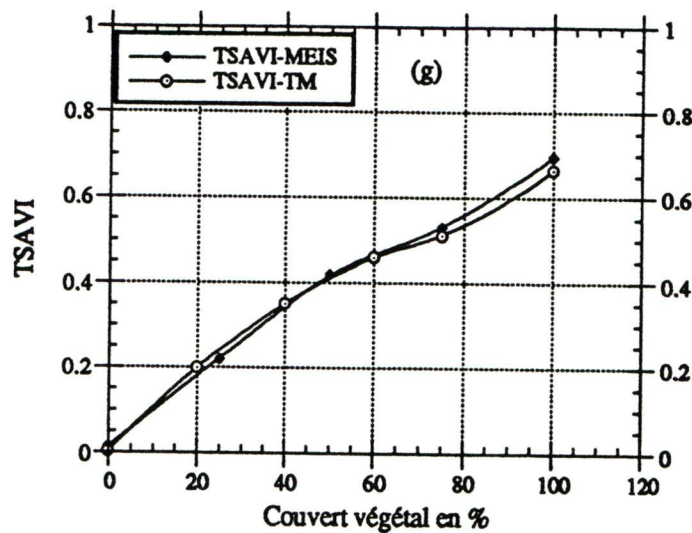


Figure 5.12 (suite)

Les résultats obtenus indiquent un faible potentiel du PVI pour estimer avec précision les couverts végétaux (figure 5.12d). Cette constatation est valable aussi bien pour les données images que pour les données au sol. Contrairement au GEMI, il sous-estime le taux de couverture. Sa valeur ne dépasse pas 10% pour un couvert épars de 25%, elle est de 40% pour un couvert très dense (100%) et atteint 50% lorsqu'il est déterminé à partir des fines résolutions spatiale et spectrale du capteur MEIS. Par conséquent, il est moins commode pour une description exacte de la végétation éparsée en milieu urbain.

Une comparaison entre les indices qui s'ajustent par rapport aux sols nus, SAVI et MSAVI, montre qu'en l'absence de végétation la sensibilité de ces indices est presque identique et qu'ils dépendent légèrement des caractéristiques spectrales et spatiales du capteur. En présence d'une végétation éparsée ($10\% < x < 60\%$), le potentiel de ces indices

est presque identique (figures 5.12e et 5.12f). Dans ces conditions, ils surestiment le couvert végétal d'environ 1,3 fois. Pour une végétation très dense, la précision du MSAVI augmente de 8% par rapport à celle du SAVI ce qui concorde avec les résultats obtenus par simulation au sol. Par ailleurs, l'indice TSAVI montre une bonne flexibilité d'utilisation indépendamment de la couleur et de la brillance des sols ainsi que des caractéristiques du capteur. Son potentiel est bien adapté pour les couverts épars, mais sa valeur maximale est de 72% pour les couverts denses (figure 5.12g).

5.5 CONCLUSION

Dans le présent chapitre nous avons analysé la sensibilité des indices de végétation de la deuxième génération aux propriétés optiques des sols nus et aux couverts végétaux. Ainsi, nous avons évalué le potentiel de résolutions spatiale et spectrale différentes, étroites et larges, pour discriminer le minéral du végétal et améliorer la précision des indices de végétation. Cette analyse a été effectuée à différents niveaux: au sol par simulations à l'aide d'un spectroradiomètre et à partir des données images aéroportées et satellitaires. Evidemment, il existe d'autres paramètres non contrôlables en milieu urbain qui peuvent introduire des erreurs sur les indices de végétation et que nous n'avons pas pris en considération, à savoir : l'humidité des sols, la déficience minérale, la géométrie du couvert végétal, les ombres des constructions, etc. Par ailleurs, bien que tous les indices examinés soient basés sur des hypothèses plausibles pour minimiser les effets extérieurs considérés et maximiser le signal issu du couvert végétal, les résultats obtenus montrent de grandes variations de sensibilité à ces effets. Déterminés à partir des données simulées au sol ou des données images, les indices convergent vers les mêmes résultats. À la lumière des résultats obtenus nous pouvons tirer les conclusions suivantes:

- Le modèle de transfert radiatif proposé permet de mettre en évidence l'effet des propriétés optiques des sols nus sur les réflectances spectrales individuelles et par conséquent sur les indices de végétation.
- Les indices GEMI, NDVI et ARVI sont assez vulnérables aux propriétés optiques des sols nus, surtout ceux qui sont brillants et de couleur claire, ils surestiment le taux de couverture, et montrent une dépendance élevée des caractéristiques des capteurs. Contrairement à ces indices, le PVI sous-estime les taux de couverture végétale et devient sensible aux effets des sols au fur et à mesure que le taux du couvert augmente. Quant au AVI, indépendamment du type de données (sol, aéroporté ou satellitaire), il donne toujours des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Cependant, aucun de ces indices ne constitue un élément potentiel pour l'évaluation d'une végétation faible ou moyennement dense.
- Malgré l'ajustement des indices SAVI et MSAVI, ils restent légèrement sensibles à l'égard des sols nus et aux caractéristiques des capteurs. En présence d'une végétation moyennement dense, leur potentiel est identique et surestime la densité du couvert; alors que pour une forte densité du couvert le MSAVI se distingue du SAVI par une légère précision (8%).
- Le TSAVI se démarque des autres indices et garde toujours une précision très satisfaisante, et cela indépendamment des caractéristiques spatiales et spectrales propres aux capteurs. Quelque soit le taux de couverture et sans égard à la couleur et à la brillance du sol sous-jacent, l'erreur quadratique moyenne ne dépasse jamais 2%. Le TSAVI est

l'indice recommandé pour étudier les couverts végétaux épars ou moyennement dense en milieu urbain.

- Les résultats obtenus à partir des données images, soulignent un apport significatif des résolutions spatiale et spectrale étroites par rapport aux résolutions larges du capteur TM. En effet, les indices dérivés des données MEIS-II présentent un double avantage, d'une part, pour un couvert moyennement dense ($0\% < x < 50\%$) ils sont moins sensibles aux bruits des sols et, d'autre part, lorsque le couvert devient dense ($> 50\%$) ils augmentent significativement le signal issu des couverts végétaux.

Au cours du prochain chapitre, nous allons analyser l'impact des effets atmosphériques sur la sensibilité des indices de végétation en milieu urbain par simulations. En outre, un nouvel indice de végétation qui tient compte de deux facteurs de corrections qui minimisent à la fois les effets des sols et de l'atmosphère sera proposé.

CHAPITRE VI

ANALYSE DES EFFETS ATMOSPHERIQUES ET TRANSFORMATION DU TSAVI EN TSARVI

6.1 INTRODUCTION

Les perturbations atmosphériques se manifestent différemment dans les bandes spectrales et par conséquent elles affectent toute combinaison de ces bandes pour calculer les indices de végétation. Cet effet rend très difficile, parfois même impossible, les études multidates pour la gestion adéquate des couverts végétaux à l'aide des indices de végétation. Les conséquences des interactions entre le rayonnement électromagnétique, support de l'information, et l'atmosphère ont été discutés dans le troisième chapitre. Dans le présent chapitre, nous abordons la troisième étape de l'organigramme général présenté dans le chapitre précédent (figure 5.1) et qui vise un double but. Il s'agit d'une part d'analyser l'impact des effets atmosphériques, surtout les aérosols, sur la sensibilité des indices de végétation en milieu urbain et d'autre part dériver un nouvel indice de végétation capable de réduire la plupart des effets extérieurs et d'augmenter la sensibilité aux couverts végétaux (TSARVI: Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index). Le modèle de transfert radiatif H5S a été utilisé pour simuler les réflectances apparentes aux capteurs MEIS-II et TM et par conséquent déterminer les indices de végétation pour différentes conditions atmosphériques propres au milieu urbain.

6.2 CONDITIONS DE SIMULATIONS

Afin de réaliser nos simulations, nous avons spécifié les conditions géométriques, spectrales, atmosphériques et de surfaces. Les configurations géométriques d'éclairement et d'observation sont différentes; celle d'observation est généralement dans la direction du nadir (cas très désirable en milieu urbain), alors que la géométrie d'éclairement correspond à un angle solaire rasant de 50° pour les deux capteurs. En effet, le choix d'un tel angle d'éclairement permet d'intensifier les effets atmosphériques et de dégrader fortement la précision (Deschamps *et al.*, 1983). Quant aux conditions spectrales nous avons sélectionné les bandes appropriées aux capteurs MEIS-II et TM.

Pour les conditions atmosphériques, nous avons retenu le modèle atmosphérique standard US-1962 et un modèle d'aérosols urbain dont la concentration des aérosols est exprimée en terme de visibilité. Les visibilités considérés sont égales à 5, 20 et 40 kilomètres, ainsi qu'une atmosphère purement moléculaire (juste la diffusion de Rayleigh). Nous avons entrepris nos simulations en variant simultanément la visibilité atmosphérique et le pourcentage du couvert végétal au sol, autrement dit les conditions de surface. Ces dernières correspondent aux mêmes données images utilisées dans le chapitre précédent. Un sol dépourvu de végétation et un couvert végétal à différents taux de couvertures (20, 40, 50, 75 et 100%). On a cherché à mettre en évidence uniquement les effets atmosphériques, en admettant que tous les autres effets sont nuls.

6.3 ANALYSE ET DISCUSSION

Les tableaux 6.1 et 6.2 donnent les pourcentages du signal transmis dans chacune des bandes spectrales de MEIS-II et TM, respectivement, et ce pour différentes visibilités.

Ces dernières sont exprimées en épaisseur optique des aérosols à 550 nm afin d'avoir une idée sur la concentration des aérosols dans l'atmosphère. Nous remarquons que la transmission moléculaire totale est faible dans le canal bleu à cause de l'absorption par les molécules dans cette région du spectre. Elle est plus sélective dans les courtes longueurs d'ondes de la bande bleu du capteur MEIS-II. Indépendamment des visibilités atmosphériques, les transmissions moléculaire et gazeuse restent constantes dans chacune des bandes alors que la transmission totale des aérosols et la transmission atmosphérique totale varient avec l'épaisseur optique des aérosols. Elles augmentent progressivement dans chacune des bandes au fur et à mesure que la concentration des aérosols devient faible.

Tableau 6.1 : Transmissions atmosphériques pour différentes visibilités dans les bandes du capteur MEIS-II (Simulations à l'aide de H5S)

Visibilité	τ_a	T_a			T_r	T_g	T_{atm}		
	à 550 nm	B	R	PIR			B	R	PIR
5 km	0,603	0,381	0,556	0,642	0,770 (B)	0,998 (B)	0,303	0,534	0,633
20 km	0,213	0,725	0,821	0,861	0,951 (R)	0,977 (R)	0,575	0,788	0,849
40 km	0,148	0,806	0,876	0,904	0,982 (PIR)	0,987 (PIR)	0,636	0,840	0,892
Rayleigh	0,000	1,0	1,0	1,0			0,770	0,951	0,982

avec

- τ_a : Épaisseur optique des aérosols à 550 nm,
- T_a : Transmission totale des aérosols,
- T_r : Transmission moléculaire totale,
- T_g : Transmission gazeuse globale,
- T_{atm} : Transmission atmosphérique totale.

Tableau 6.2 : Transmissions atmosphériques pour différentes visibilités
dans les bandes du capteur TM (Simulations à l'aide de H5S)

Visibilité	τ_a à 550 nm	T_a			T_r	T_g	T_{atm}		
		B	R	PIR			B	R	PIR
5 km	0,603	0,447	0,578	0,656	0,829 (B)	0,984 (B)	0,378	0,554	0,645
20 km	0,213	0,759	0,828	0,864	0,948 (R)	0,937 (R)	0,645	0,793	0,849
40 km	0,148	0,823	0,878	0,904	0,978 (PIR)	0,947 (PIR)	0,701	0,841	0,889
Rayleigh	0,000	1,0	1,0	1,0			0,829	0,948	0,978

La sensibilité des indices de végétation aux effets atmosphériques en milieu urbain est illustrée par les graphiques des figures 6.1 et 6.2 pour les deux capteurs MEIS-II et TM, respectivement. La première constatation dégagée de ces courbes réside dans la différence du comportement entre les différents indices et la différence entre les valeurs d'un même indice pour les différentes visibilités. Pour les sols nus, excepté le GEMI et le ARVI, tous les indices montrent une bonne indépendance des effets atmosphériques. Par contre, pour les couverts végétaux, la présence d'une forte concentration d'aérosols affecte la sensibilité des indices et on observe une nette perturbation qui varie en fonction de la visibilité et du pourcentage du taux de couverture. En effet, ces perturbations atmosphériques augmentent le signal au-dessus des couverts dans les courtes longueurs d'ondes (rouge) et réduisent le signal dans les ondes moyennes (PIR), ce qui par conséquent diminue la valeur de l'indice de végétation. Contrairement aux effets des propriétés optiques des sols qui affectent sérieusement la description des sols nus et les couverts épars, la contamination atmosphérique par les aérosols se manifeste fortement sur les couverts les plus denses et moyennement denses. Ces effets de Mie demeurent

sensiblement identique dans tous les indices déterminés à partir des deux résolutions spectrales de MEIS-II et TM. Ainsi, nous remarquons que généralement une atmosphère Rayleigh affecte moins les indices de végétation qu'une atmosphère Mie. L'effet Rayleigh est plus prononcé dans les indices dérivés de la résolution spectrale large du TM que dans la résolution spectrale étroite de MEIS-II. Le MSAVI est le plus sensible à cet effet, la magnitude de l'erreur est d'environ 6% et 3%, respectivement, sur TM et MEIS-II (figures 6.1e et 6.2e). Par ailleurs, nous constatons qu'en général, le MSAVI est l'indice le plus sensible aux effets atmosphériques (figures 6.1e et 6.2e). En effet, pour une forte densité des aérosols et indépendamment de la résolution spectrale, l'erreur maximale atteint facilement 26% sur cet indice (tableau 6.4). Cette dépendance atmosphériques du MSAVI a été mise en évidence dans les milieux aride et semi-aride (Qi *et al.*, 1994b). Quant aux indices GEMI, PVI et SAVI, ils viennent au deuxième rang avec une sensibilité identique. Dans des conditions d'observation défavorables (calculés à partir des données TM et MEIS-II, respectivement) l'erreur maximale sur ces indices est de 20% et 17% (figures 6.1a, c et d; 6.2a, c et d). Excepté le ARVI qui se caractérise par une résistance particulière vis-à-vis de l'atmosphère, les indices TSAVI et NDVI sont plus indépendants des effets atmosphériques comparativement aux autres indices (figures 6.1b, f et 6.2b et f). L'erreur quadratique moyenne sur ces indices est d'environ 6% alors que l'erreur maximale atteint 15% pour TM et 12% pour MEIS-II (tableau 6.4) ce qui en accord avec les travaux de Holbon (1986) et Huete et Tucker (1991). Contrairement aux résultats de Pinty et Verstraete (1992a) qui présentent GEMI comme un indice plus résistant aux effets atmosphériques que le NDVI, nous montrons, ici, que pour une atmosphère urbaine le potentiel du NDVI reste supérieur de 5% à celui du GEMI pour minimiser l'effet de l'atmosphère sauf à un taux de couverture de 20%.

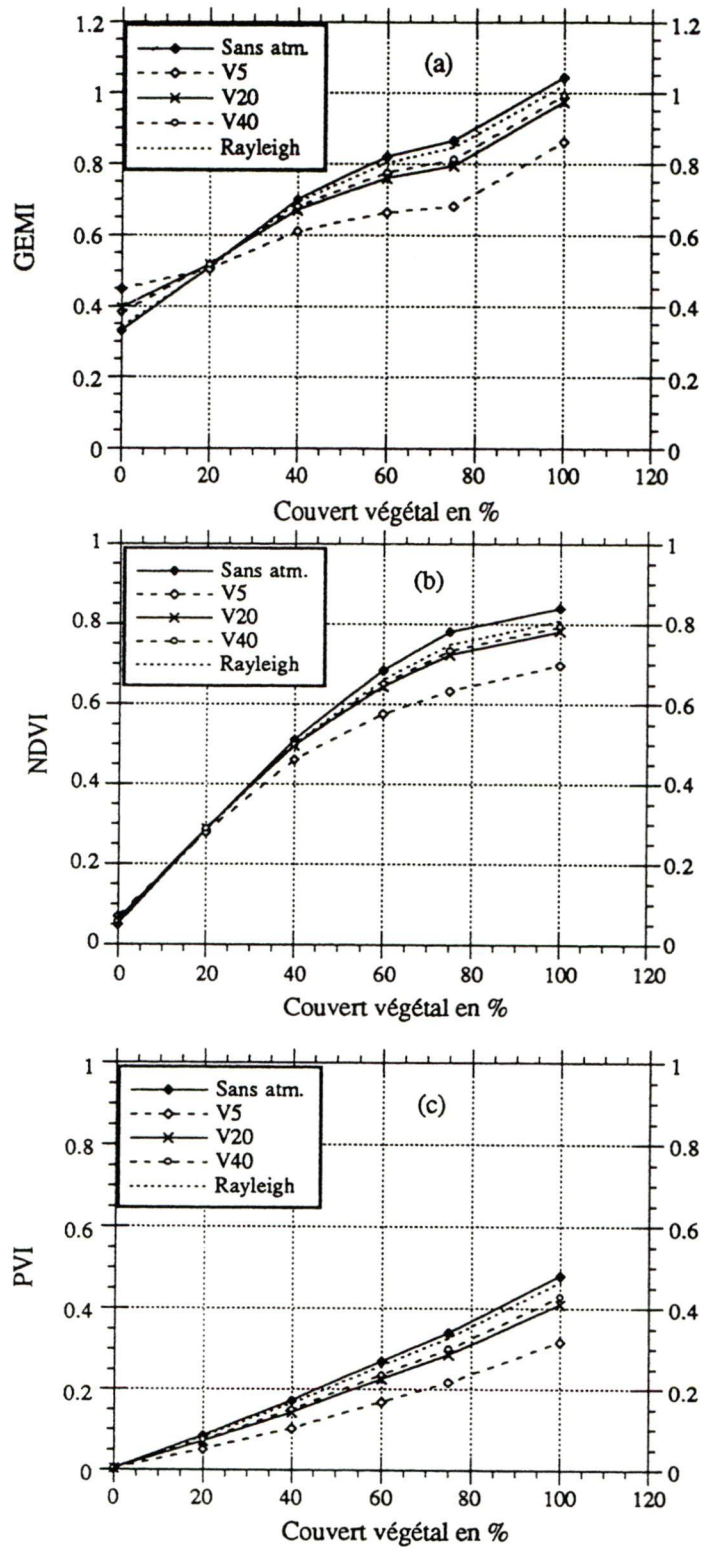


Figure 6.1 : Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain
sur les indices de végétation dérivés du capteur MEIS-II

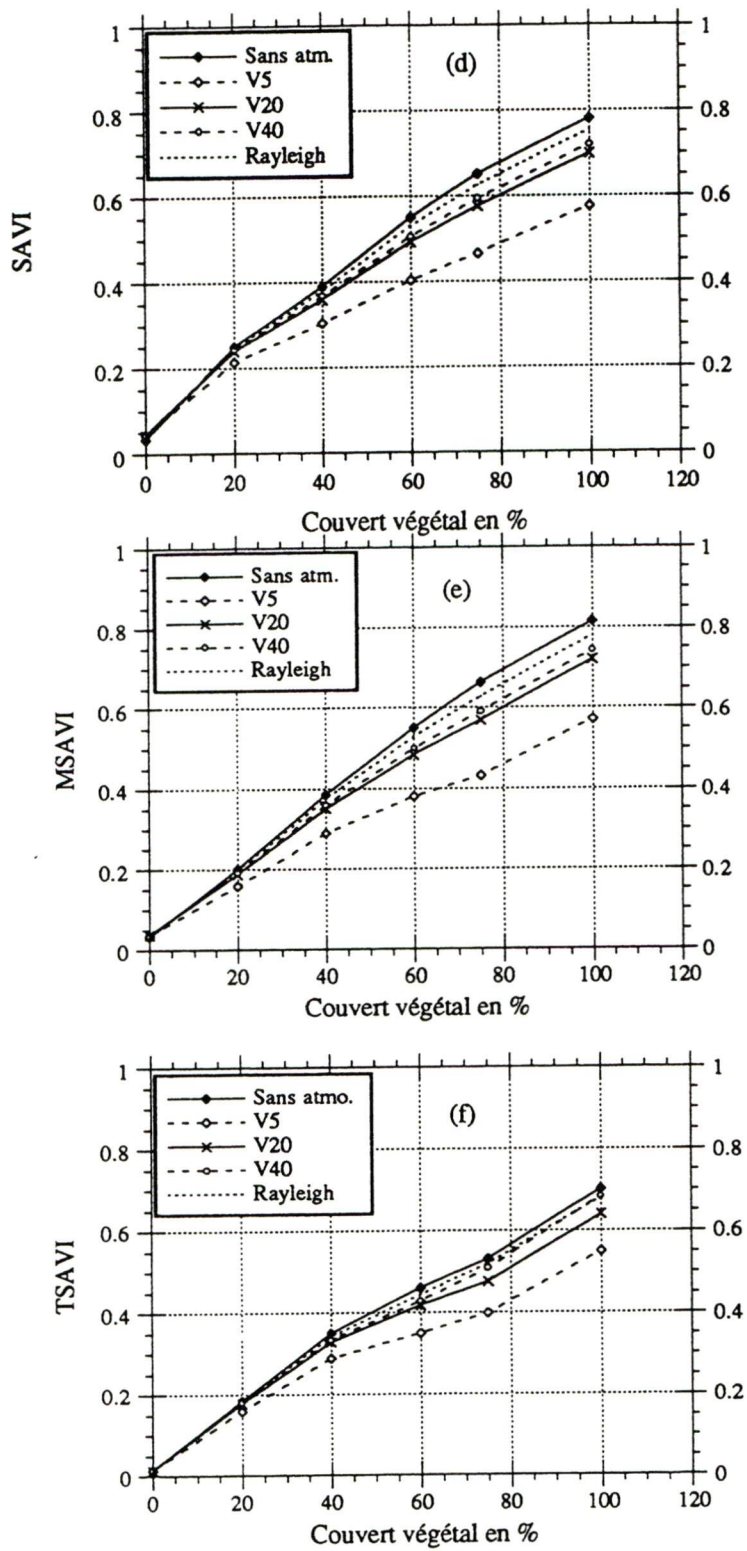


Figure 6.1 (suite)

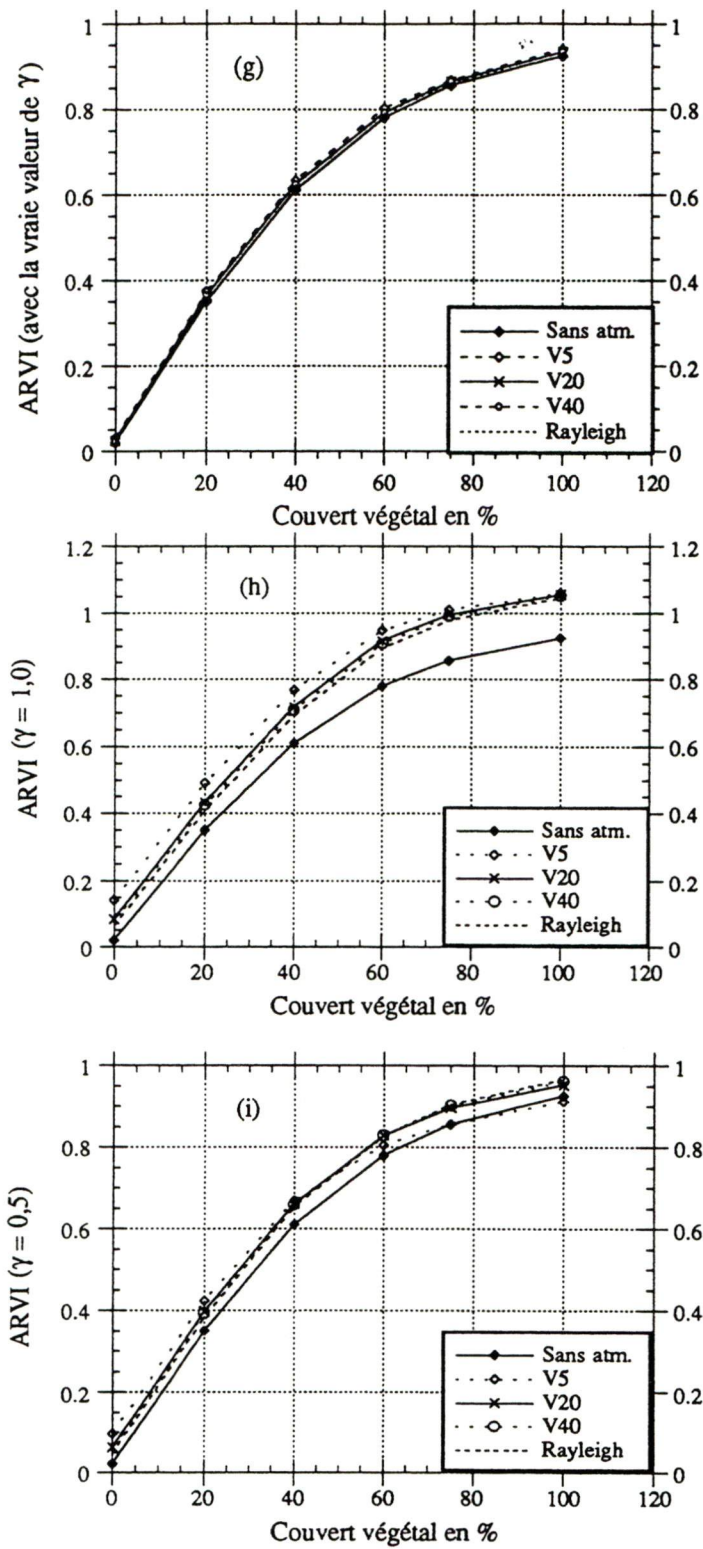


Figure 6.1 (suite)

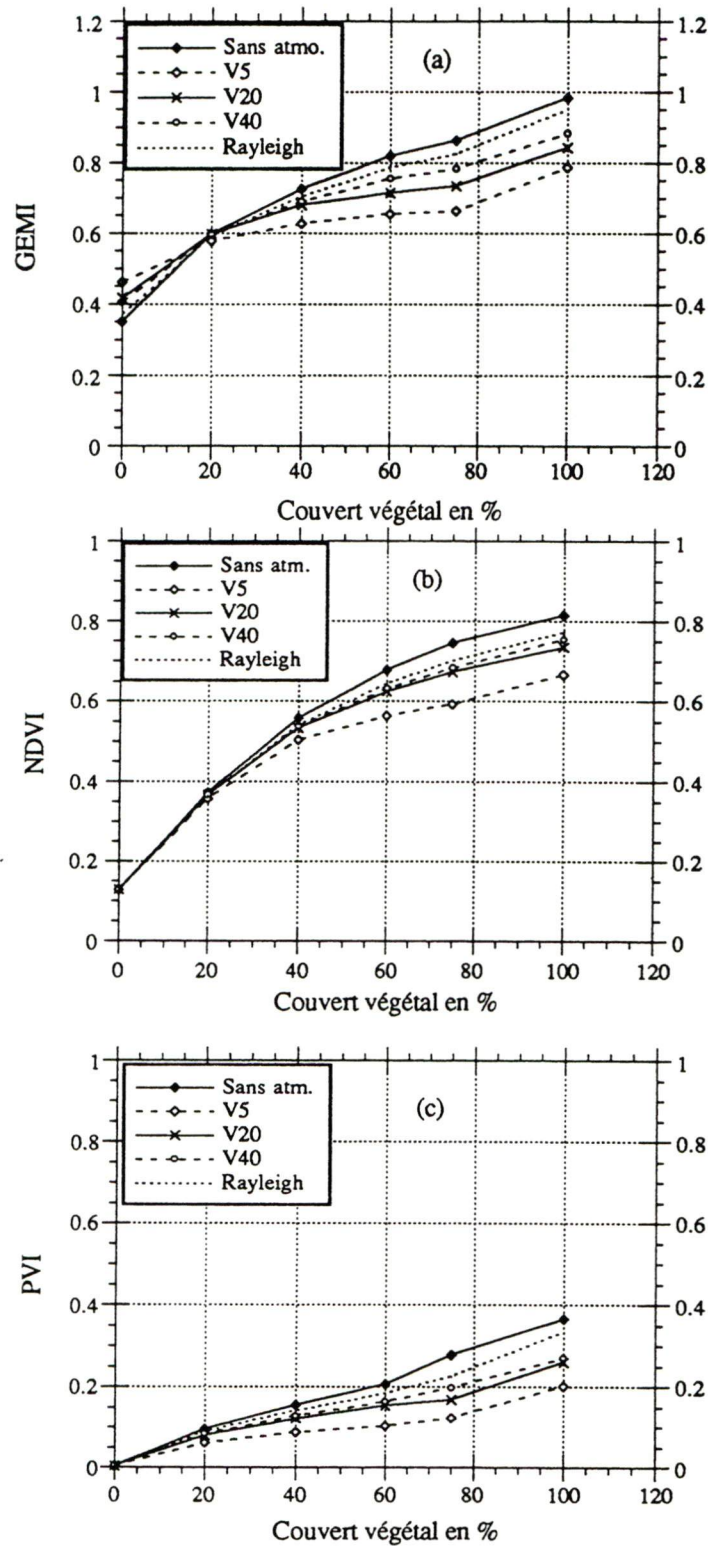


Figure 6.2 : Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain
sur les indices de végétation dérivés du capteur TM

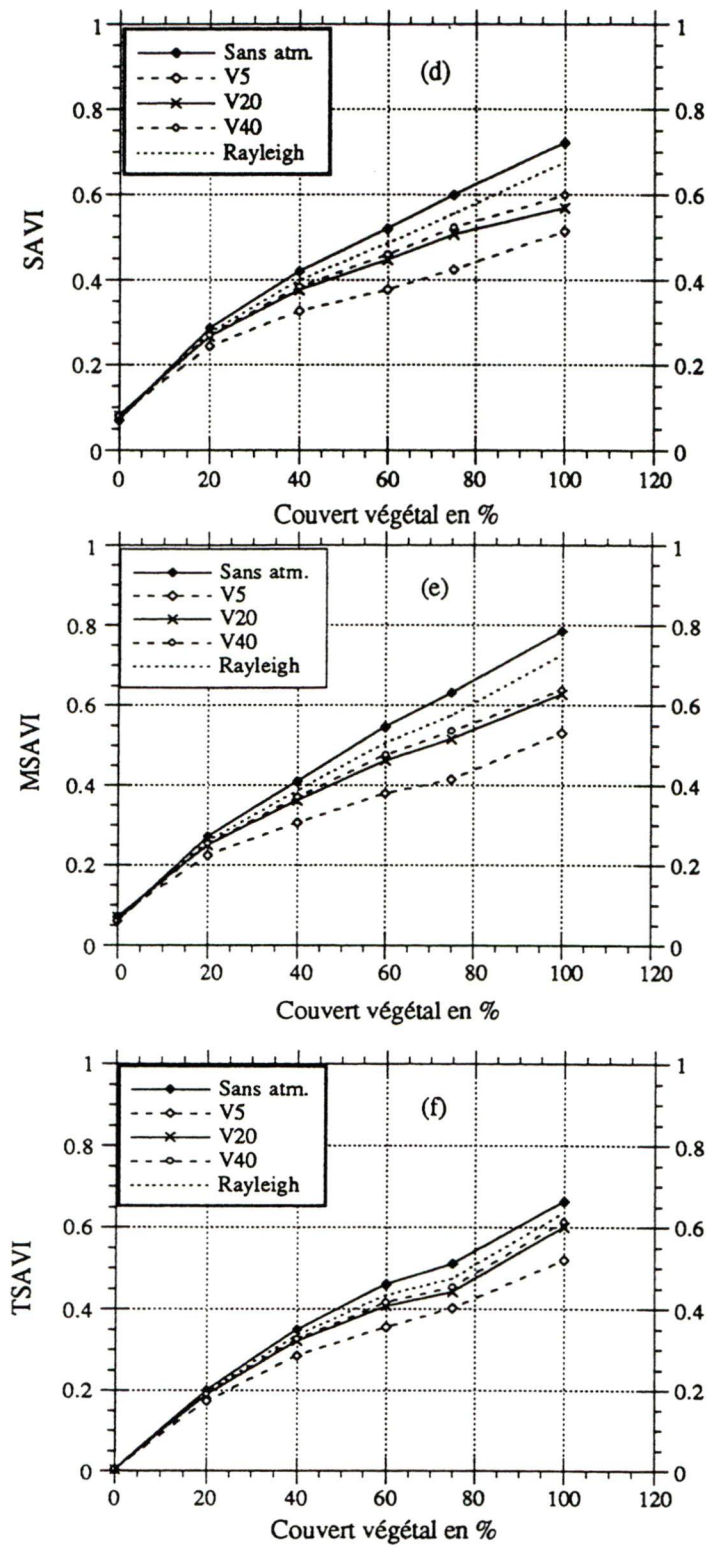


Figure 6.2 (suite)

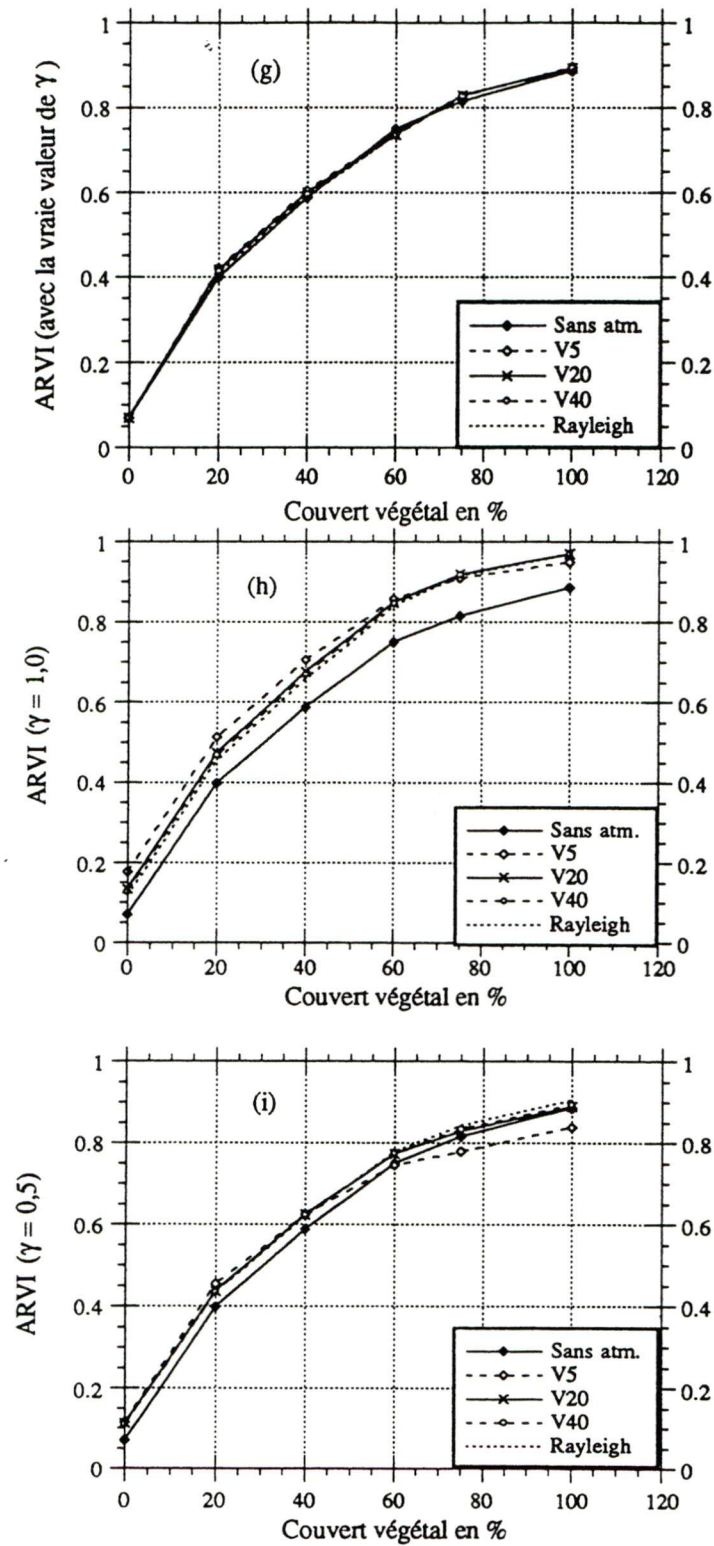


Figure 6.2 (suite)

Toutefois, le ARVI a un comportement différent vis-à-vis des effets atmosphériques. Quand le coefficient de sur-correction atmosphérique (γ) est déterminé avec une bonne précision, le ARVI se distingue des autres indices par une excellente résistance aux effets atmosphériques. Le tableau 6.3 résume les vraies valeurs du coefficient de sur-correction atmosphérique (γ) pour les différentes conditions atmosphériques considérées. Pour les conditions les plus défavorables ($v = 5$ km), le ARVI estime le taux de couverture avec une erreur insignifiante (1%) indépendamment du type du capteur (tableau 6.4). Cependant, le problème se pose quant on ne connaît pas la vraie valeur de γ , et qu'on est amené à utiliser le facteur unité ($\gamma = 1,0$) préconisé par Kaufman et Tanré (1992). Ainsi, si la vraie valeur de γ pour la journée où l'image a été acquise s'approche de 1,0, alors la correction sera acceptable et ne faussera pas les résultats obtenus par rapport à la réalité au sol. Si au contraire, la vraie valeur de γ est très faible (meilleures conditions atmosphériques), une valeur égale à l'unité sera forte comme correction et par conséquent elle deviendra une source d'erreurs. D'ailleurs, pour mieux analyser cette situation, nous avons simulé le ARVI avec trois valeurs différentes de γ : 1) la vraie valeur déterminée pour chaque condition atmosphérique (tableau 6.3), 2) la valeur unité et 3) une valeur intermédiaire égale à 0,5. Les graphiques g, h et i des figures 6.1 et 6.2 illustrent les résultats de ces trois cas particuliers. En effet, la connaissance de γ avec précision affirme le concept théorique de base de cet indice, autrement dit, la résistance à la contamination atmosphérique et une description précise du couvert végétal au sol quelle que soit la turbidité atmosphérique et indépendamment de la résolution spectrale (figures 6.1g et 6.2g). Par contre, le fait de choisir un facteur de sur-correction égal à l'unité (différent de la correction qu'il fallait apporter) cause un bruit additif à l'indice, ce qui surestime le taux de couverture. La magnitude de ce bruit varie de 4 à 12 % pour les sols nus et de 6 à 14% pour les couverts végétaux denses par rapport à la vraie valeur de l'indice au sol (figure

6.1h). Par contre, pour une valeur intermédiaire ($\gamma = 0,5$), le bruit devient moins fort et cause une erreur qui varie entre 2 et 8% pour les sols nus et entre 2 et 4% pour les couverts denses (figures 6.1i et 6.2i). Cela représente la moitié de l'erreur lorsque l'indice est calculé avec un coefficient de sur-correction égal à un. D'ailleurs, le tableau 6.3 montre que dans les conditions les plus défavorables ($v = 5 \text{ Km}$), cas très rare, la valeur de " γ " ne dépasse jamais 0,75 ce qui ne représente que le 3/4 de la correction préconisée par Kaufman et Tanré (1992). Cependant, puisque ce facteur de sur-correction atmosphérique dépend de la concentration des aérosols dans l'atmosphère il est très difficile de lui attribuer une valeur arbitraire et constante. On propose donc la consultation des stations météorologiques les plus proches du site d'étude pour avoir une idée sur la visibilité au sol au moment de l'acquisition de l'image afin de faire une estimation qui se rapproche le plus de la réalité. Il est souhaitable de dresser une table de correspondance entre les visibilités et les valeurs du coefficient de sur-correction pour différents capteurs et pour divers domaines d'applications de la télédétection.

Tableau 6.3 : Coefficient de sur-correction atmosphérique (γ) pour différentes visibilités dans les bandes des capteur TM et MEIS-II

Visibilité	Coefficient de sur-correction atmosphérique (γ)	
	TM	MEIS-II
5 km	0,748	0,597
20 km	0,508	0,358
40 km	0,465	0,315
Rayleigh	0,367	0,236

Tableau 6.4 : Erreurs moyennes et maximales causées par les effets atmosphériques sur les indices de végétation en milieu urbain pour les capteurs TM et MEIS-II.

	Erreur moyenne en %		Erreur maximale (V = 5 km) en %		Δ EMoy en %	Δ EMax en %
	TM	MEIS	TM	MEIS	TM-MEIS	TM-MEIS
Indice de végétation						
GEMI	8	6	20	17	2	3
NDVI	7	5	15	12	2	3
PVI	7	6	20	16	1	4
SAVI	8	6	20	18	2	2
MSAVI	10	8	26	24	2	2
TSAVI	6	6	15	13	0	2
ARVI (γ vraie)	0,3	0,3	1,0	1,0	0	0
ARVI ($\gamma = 0,5$)	2	2	4	4	0	0
ARVI ($\gamma = 1,0$)	4	6	7	14	-2	-7

6.4 CONCLUSION PARTIELLE

À partir des simulations nous avons analysé l'effet des perturbations atmosphériques sur les indices de végétation en milieu urbain et nous tirons les conclusions suivantes:

La comparaison entre la vraie valeur au sol de chacun des indices et les différentes valeurs simulées au capteur, pour des concentrations variables d'aérosols, montre qu'à

l'exception du ARVI, tous les indices sous-estiment le couvert végétal. En effet, l'écart est important entre les valeurs d'un même indice pour les fortes concentrations d'aérosols, et diminue graduellement au fur et à mesure que la visibilité devient meilleure. L'apport de la résolution spectrale étroite pour minimiser les effets atmosphériques en milieu urbain ne dépasse pas 3% pour l'indice le plus sensible et les conditions les plus dégradées. Quant à la diffusion Rayleigh, elle est moins prononcée dans la résolution spectrale étroite et, généralement, elle affecte moins fortement les indices que la diffusion Mie.

En général, les perturbations atmosphériques affectent tous les indices de végétation, mais à différents degrés. Les indices MSAVI, GEMI, PVI et SAVI sont plus dépendants des conditions atmosphériques que les indices NDVI et TSAVI. Ces deux derniers enregistrent une sensibilité moins forte, mais restent quand même non négligeable. L'exploitation du canal "hybride" rouge-bleu dans le ARVI réduit significativement les effets atmosphériques surtout si le facteur de sur-correction est connu *a priori* avec précision. Une approximation de ce coefficient, qui s'éloigne de la vraie valeur, induit un bruit des sols nus sur les couverts végétaux épars et moyennement denses dans la valeur du ARVI.

6.5 TRANSFORMATION DU TSAVI EN TSARVI

Les résultats d'analyse des indices de végétation en milieu urbain pour diverses couleur et brillance de sols, de couvert végétal, de résolutions spatiale et spectrale et de conditions atmosphériques, montrent qu'aucun indice ne rencontre les exigences de la définition d'un indice de végétation "*idéal*". Chaque indice montre des faiblesses et des forces contradictoires : si un indice se montre résistant à un effet, il devient sensible aux

autres effets et vice versa. Néanmoins, si nous procédons à une sélection, le TSAVI sera qualifier en première position pour son indépendance des propriétés optiques des sols, des résolutions spatiale et spectrale du capteur et par son potentiel remarquable pour une description relativement précise des couverts végétaux épars. Malgré l'erreur de 15% causée par la turbidité atmosphérique, il reste l'indice le moins sensible à l'atmosphère après le ARVI. Quant à ce dernier, il se caractérise par une excellente résistance aux effets atmosphériques surtout si le coefficient d'auto-correction est connu *a priori*.

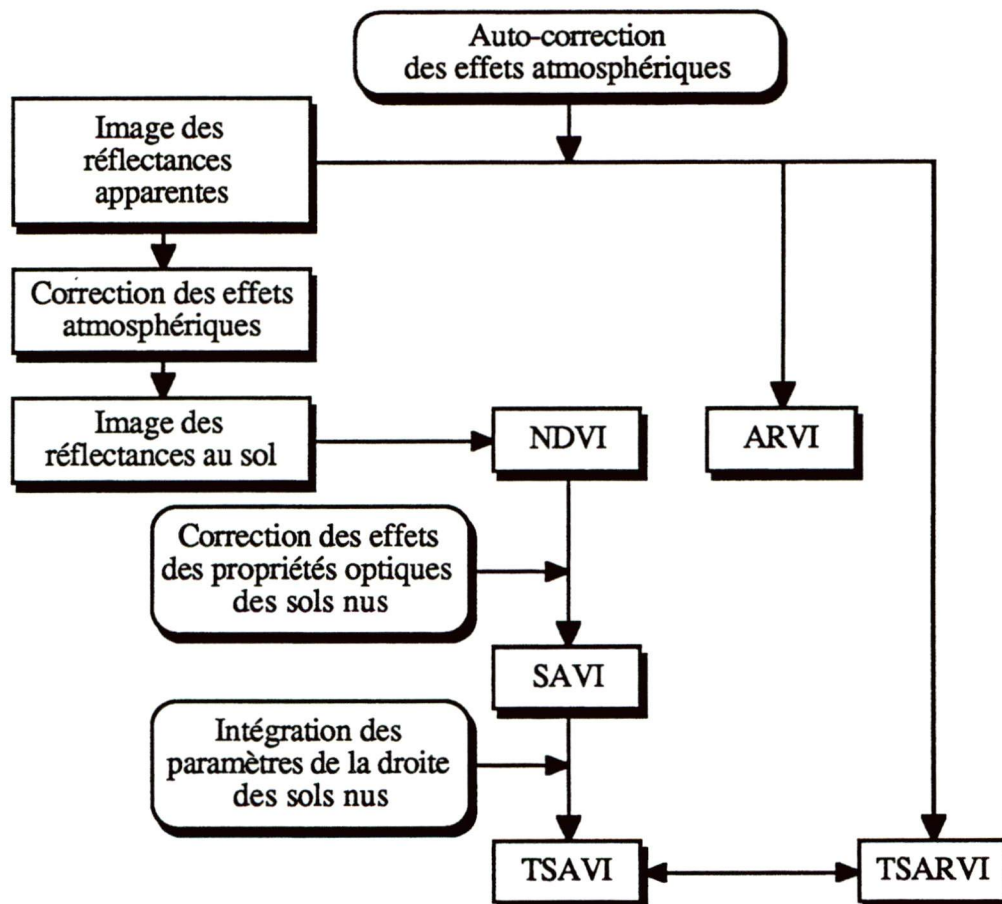


Figure 6.3 : Les étapes de transformation du NDVI en TSARVI

Toutefois, nous ne devons pas oublier que ces deux indices découlent du NDVI. Ce dernier a fait l'objet de plusieurs transformations pour minimiser les effets extérieurs. Il a été ajusté une première fois par Huete (1988) en SAVI pour résister aux effets des sols nus dans le milieu aride et semi-aride et transformé en une seconde fois par Baret *et al.* (1989) en TSAVI pour tenir compte des paramètres de la droite des sols nus afin de mieux raffiner l'effet des sols. Une troisième transformation a été réalisée par Kaufman et Tanré (1992) en ARVI dans l'optique de tenir compte des variations spatiotemporelles des effets atmosphériques. Nous proposons ici de fusionner les caractéristiques et les avantages des indices TSAVI et ARVI dans un seul pour dériver un nouvel indice qui sera capable de réduire la plupart des effets extérieurs et d'augmenter la sensibilité au couvert végétal (figure 6.3). En effet, dans la formule du TSAVI nous remplaçons le canal rouge par le canal rouge-bleu et les paramètres de la droite des sols déterminés dans l'espace rouge/proche infrarouge par ceux calculés dans le nouvel espace spectral apparent rouge-bleu/proche infrarouge, ce qui donne un nouvel indice le TSARVI: Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index (Bannari *et al.*, 1994). Puisque la droite des sols nus peut changer à cause des effets atmosphériques et de l'étalonnage radiométrique du capteur (Slater et Jackson, 1982; Huete et Tucker, 1991), l'utilisation du canal rouge-bleu nécessite donc la détermination des paramètres de cette droite par une relation linéaire dans l'espace spectral apparent rouge-bleu / proche infrarouge (équation 6.2). La formule du TSARVI est la suivante :

$$\text{TSARVI} = \frac{[a_{rb} (\text{PIR} - a_{rb} \text{RB} - b_{rb})]}{[(\text{RB} + a_{rb} \text{PIR} - a_{rb} b_{rb} + 0,08 (1 + a_{rb}^2))]} \quad (6.1)$$

$$\text{PIR}_{\text{sol}} = a_{rb} \text{RB}_{\text{sol}} + b_{rb} \quad (6.2)$$

où

- RB : réflectance apparente dans le canal rouge-bleu (équation 2.25)
- PIR : réflectance apparente dans le canal proche infrarouge,
- a_{rb} : pente de la droite des sols nus, dans l'espace RB/PIR,
- b_{rb} : ordonnée à l'origine de la droite des sols nus, dans l'espace RB/PIR.

6.5.1 Évaluation et discussion

Afin d'évaluer la performance et le potentiel du TSARVI pour décrire la végétation indépendamment des effets des sols, de l'atmosphère et des caractéristiques des capteurs, nous menons une étude comparative entre celui-ci, le ARVI et le TSAVI. Ce dernier est calculé à partir des réflectances au sol, alors que le ARVI et le TSARVI ont été déterminés à partir des réflectances apparentes au capteur. L'évaluation est effectuée en se basant sur les mêmes données images, TM et MEIS-II utilisées dans le chapitre précédent, ainsi que sur les mêmes simulations considérées dans la section précédente.

Les paramètres de la droite des sols nus (a_{rb} et b_{rb}) sont calculés dans l'espace spectral apparent rouge-bleu/proche infrarouge. Pour les deux images (TM et MEIS-II) nous avons considéré les réflectances apparentes des mêmes 60 échantillons utilisés dans le chapitre précédent pour calculer les paramètres a et b pour le TSAVI (réflectances au sol). La figure 6.4 illustre les droites des régressions linéaires des sols nus propres à chacune des images apparentes de MEIS-II et TM. Ces droites sont définies par des équations, dont les pentes sont de 0,93 et 0,79, les ordonnées à l'origine sont de 4% et 5% avec des coefficients de détermination r^2 de 0,92 et 0,90, respectivement pour TM et MEIS-II.

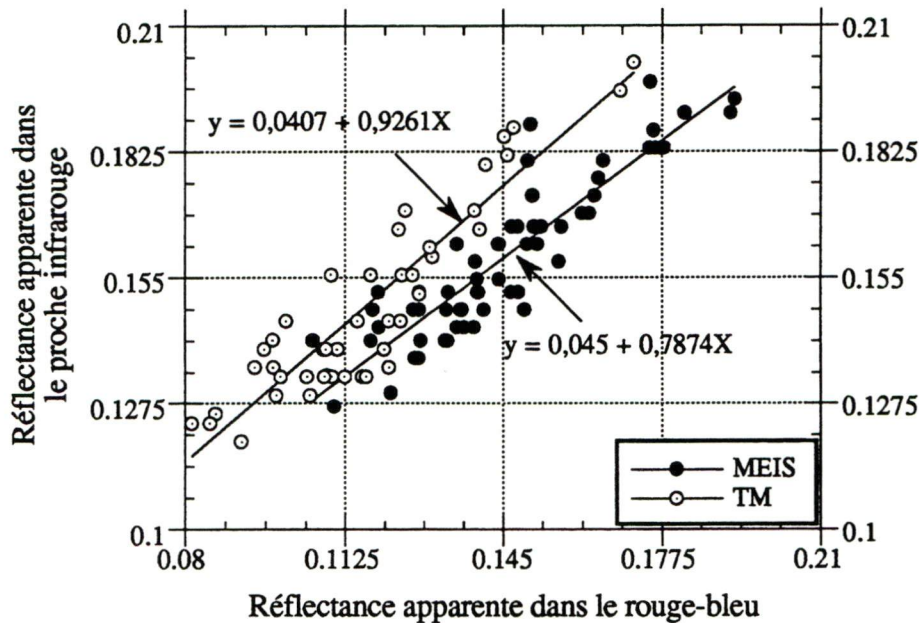


Figure 6.4 : Droites de régressions linéaires des sols nus dans l'espace spectral RB/PIR propre à chacune des images MEIS-II et TM

Malgré l'intégration du canal "hybride" rouge-bleu, nous remarquons que le TSARVI ne s'occupe guère de l'effet des sols nus. Ces derniers sont normalisés d'une manière uniforme sans égard aux caractéristiques des capteurs. Quelle que soit la source des données et malgré la diversité de leurs couleurs et de leurs brillances, le nuage des points coïncide avec la ligne théorique des sols nus avec une erreur quadratique moyenne de $\pm 2\%$ (figure 6.5). Cette précision est identique à celle du TSAVI. En effet, comparativement aux indices TSAVI et ARVI, nous constatons que le TSARVI garde les mêmes performance du TSAVI, autrement dit, il montre une excellente indépendance à l'égard des effets des sols, du type de capteur ou du mode expérimental (figure 6.6). Si l'intégration du canal bleu augmente la sensibilité du ARVI aux bruits des sols, le TSARVI minimise l'incertitude liée à ces effets d'environ 5,5 fois par rapport au ARVI et cela grâce aux paramètres de la droite des sols nus (a_{rb} et b_{rb}).

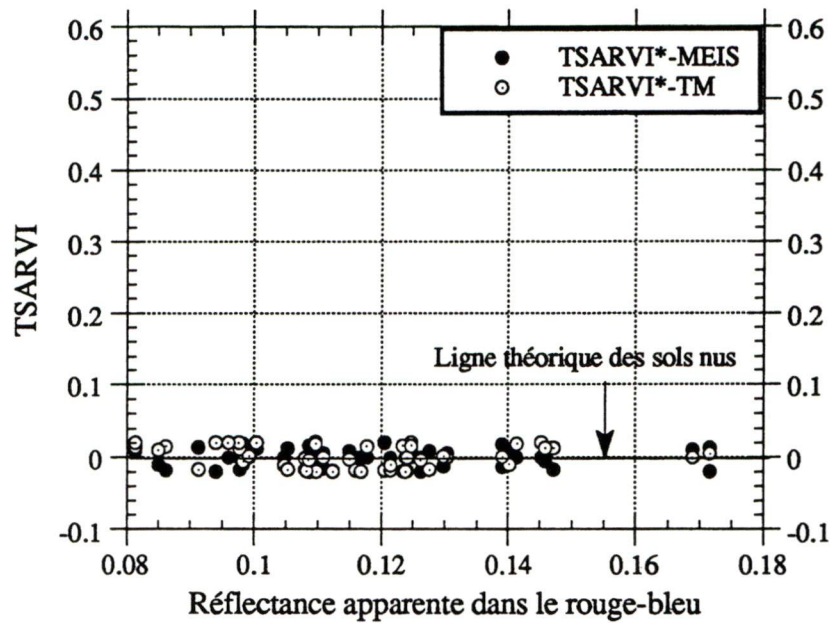


Figure 6.5 : Effets de la couleur et de la brillance des sols nus sur le TSARVI dérivé à partir des images de réflectances apparentes de MEIS-II et TM

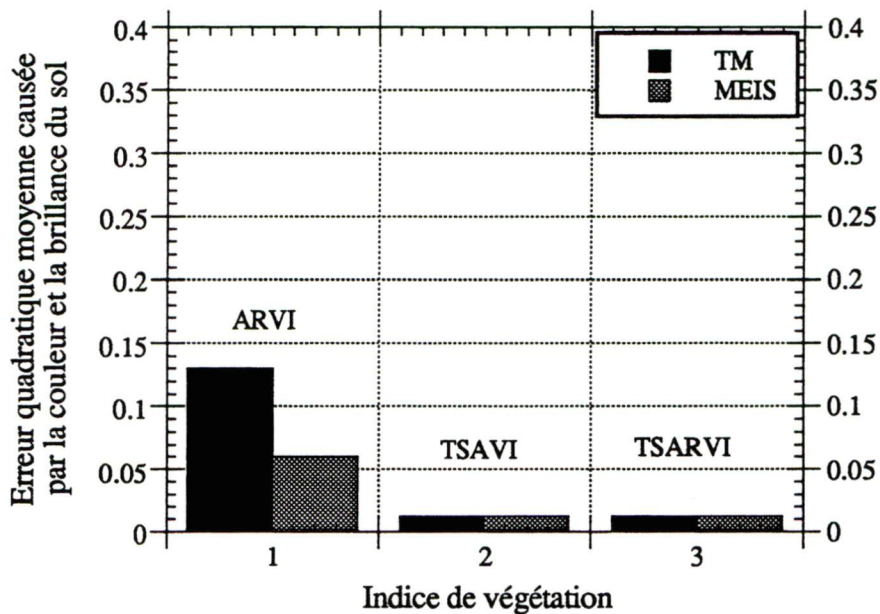


Figure 6.6 : Effets de la couleur et la brillance des sols sur le TSARVI comparativement aux indices TSAVI et ARVI.

La figure 6.7 montre que aussi bien pour l'image aéroportée que pour l'image satellitaire, le TSARVI permet une description assez précise de l'environnement végétal moyennement dense ($0\% < x < 60\%$). À ce niveau, il se démarque du ARVI, qui sur-estime le taux de couverture d'environ 1,5 fois par rapport à la vérité terrain, par un comportement exemplaire en faisant abstraction aux effets des propriétés optiques des sols nus sous-jacents ou adjacents au couvert. En outre, à partir d'un couvert de 20%, au fur et à mesure que la végétation devient dense, il reflète une bonne sensibilité et montre une amélioration significative d'environ 5% par rapport au TSAVI. Les résultats obtenus à ce niveau d'analyse sont satisfaisants et montrent que le comportement du TSARVI est sensiblement semblable à celui du TSAVI et meilleur que celui du ARVI pour discriminer le minéral du végétal.

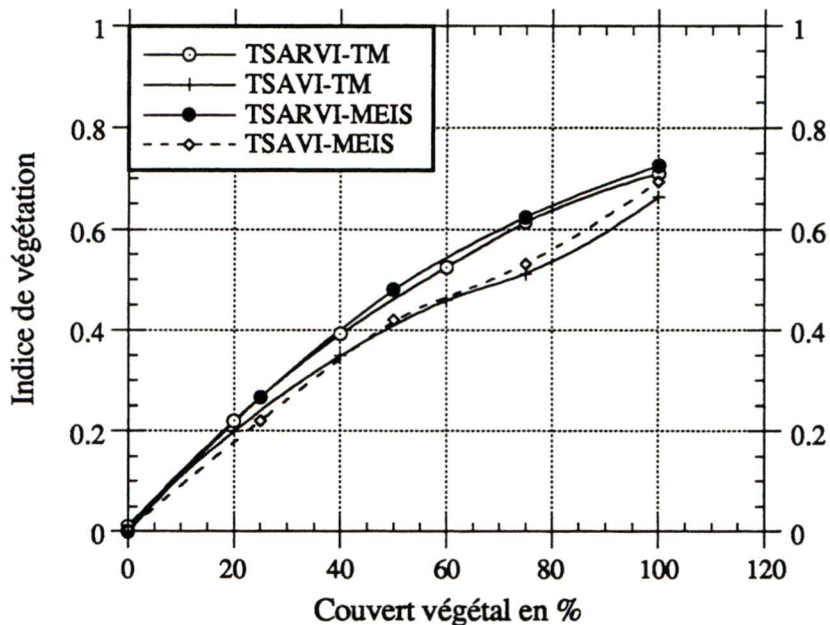


Figure 6.7 : Comportement du TSARVI et du TSAVI aux couverts végétaux, comparaison à partir de MEIS-II et TM

L'intégration du canal rouge-bleu dans le TSARVI lui permet de bien minimiser les effets atmosphériques d'une façon remarquable comparativement aux autres indices de végétation. Quel que soit le type d'atmosphère, le taux de couverture végétal ou les caractéristiques du capteur (TM ou MEIS-II), la détermination du coefficient de sur-correction avec précision permet une excellente correction des effets atmosphériques sur le TSARVI (figures 6.8a et 6.9a), de la même façon que le ARVI. Autrement dit, l'indice devient indépendant des effets atmosphériques et par conséquent son potentiel augmente pour la description des couverts végétaux. Toutefois, la détermination du TSARVI avec un coefficient de sur-correction égal à 1 offre une correction valable pour des conditions atmosphériques très défavorables (visibilité de 5 km), mais pour des conditions atmosphériques moyennes cette valeur engendre un bruit additif d'environ 6% par rapport à la vraie valeur au sol (sans atmosphère) surtout pour les couverts très denses (figures 6.8b et 6.9b). Par ailleurs, le calcul du TSARVI avec un facteur de sur-correction égal à 0,5 permet une correction très acceptable pour une turbidité atmosphérique faible ou moyenne (moins de 2% d'incertitude), mais une forte turbidité atmosphériques ($v = 5$ km) entraîne une erreur qui sous-estime le couvert végétal dense d'environ 7,5% et 8,5% pour MEIS-II et TM, respectivement (figures 6.8c et 6.9c). Globalement, nous remarquons que quelles que soient les conditions atmosphériques et la valeur du coefficient de sur-correction (1 ou 0,5) le TSARVI montre une bonne résistance aux effets atmosphériques que le TSAVI ou n'importe quel autre indice de végétation. Cependant, puisque d'une part, les conditions atmosphériques défavorables ($v = 5$ km) sont des cas très rares et, d'autre part, la valeur de " γ " ne dépasse jamais 0,75 pour ces conditions (tableau 6.3), nous recommandons donc de calculer le TSARVI avec un facteur de sur-correction égal à 0,5 pour les application en milieu urbain. Cette valeur reste évidemment à vérifier et à valider pour d'autres domaines d'applications de télédétection.

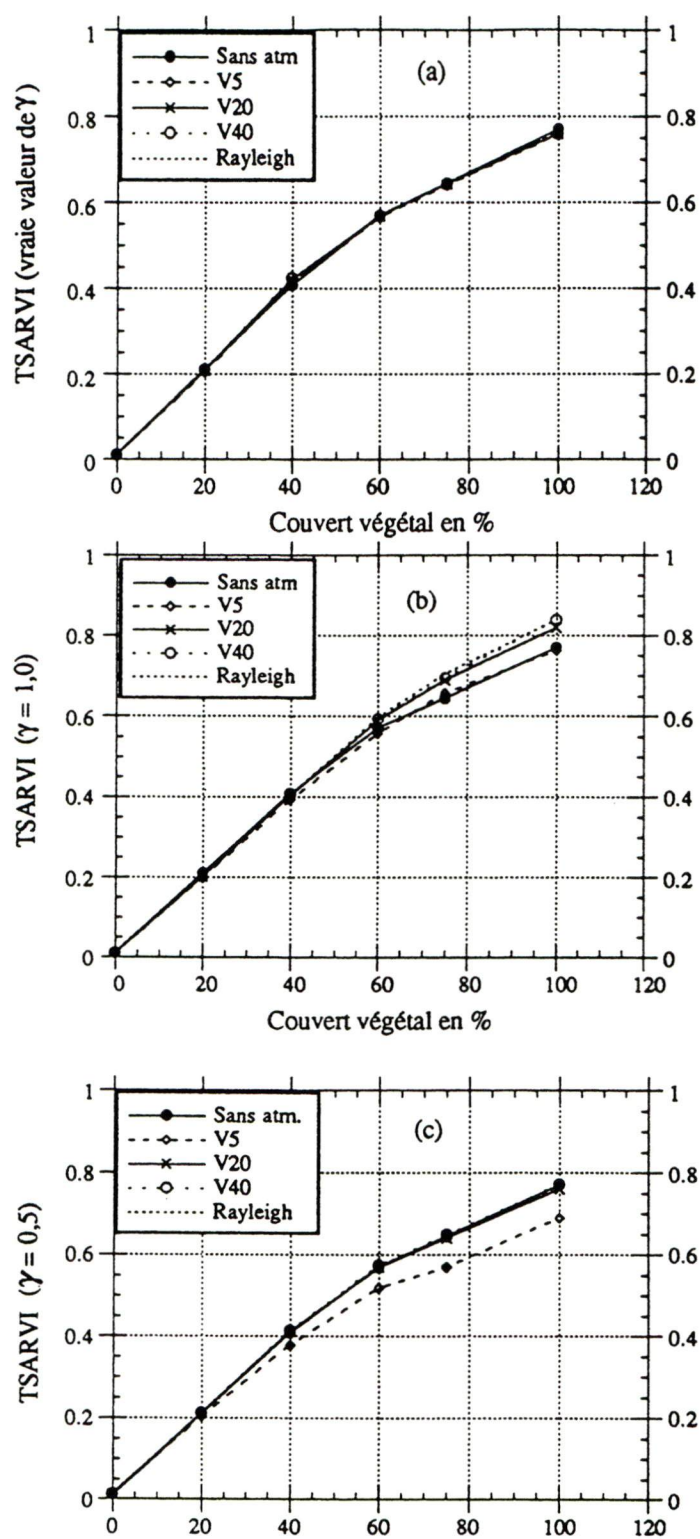


Figure 6.8 : Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain
sur le TSARVI dérivé du capteur MEIS-II.

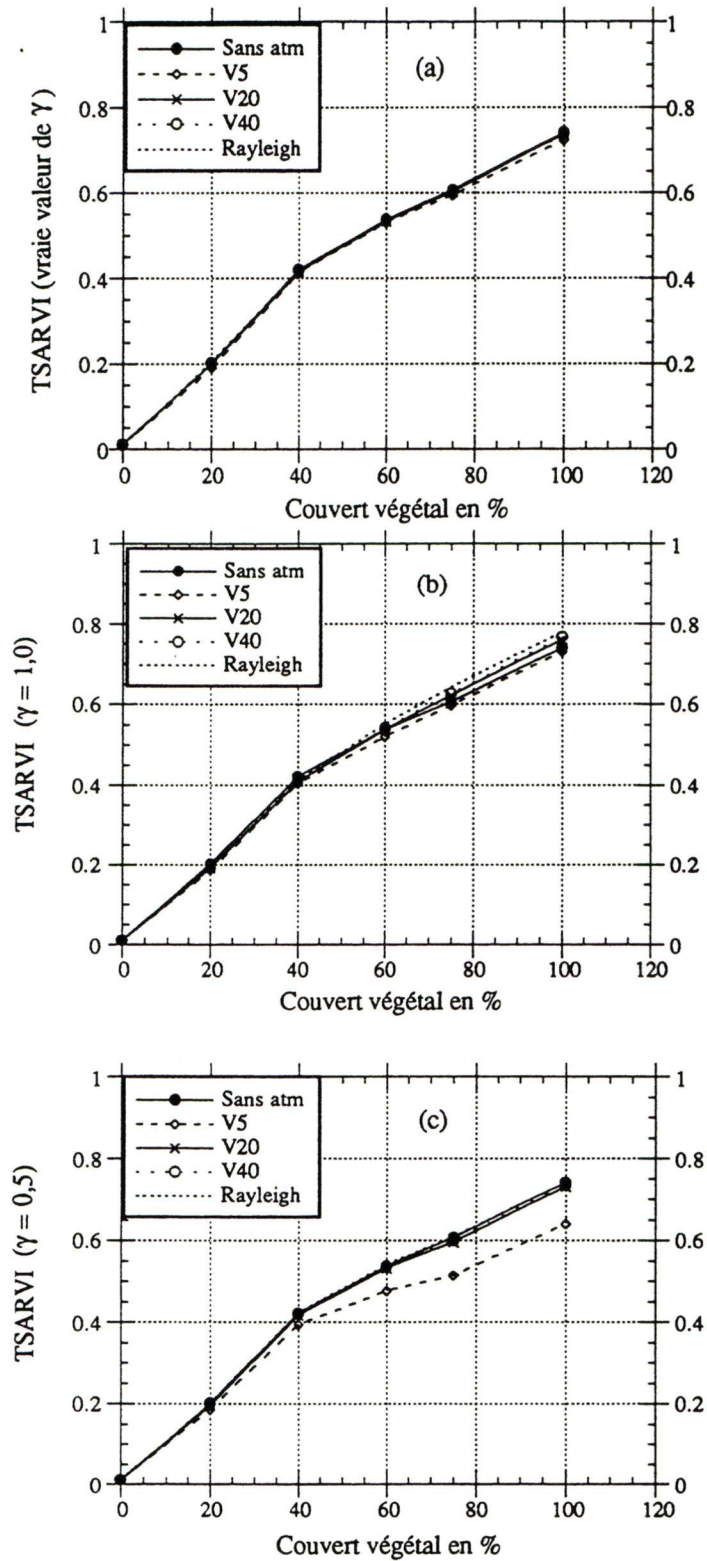


Figure 6.9 : Analyse des effets atmosphériques en milieu urbain sur le TSARVI dérivé du capteur TM.

6.6 CONCLUSION

Dans le présent chapitre nous avons analysé le comportement des indices de végétation de la deuxième génération du point de vue sensibilité aux effets atmosphériques en milieu urbain. Cette analyse a été effectuée à l'aide du modèle de transfert radiatif H5S dans les bandes de MEIS-II et TM pour différentes conditions atmosphériques. Les résultats obtenus montrent de grandes variations de sensibilité à ces effets. En général, les perturbations atmosphériques affectent tous les indices de végétation, mais à différents degrés. Les indices MSAVI, GEMI, PVI et SAVI sont plus dépendants des conditions atmosphériques que les indices NDVI et TSAVI. Ces deux derniers enregistrent une sensibilité moins forte, mais restent quand même non négligeable (15%). L'exploitation du canal "hybride" rouge-bleu dans le ARVI réduit significativement les effets atmosphériques surtout si le facteur de sur-correction est connu *a priori* avec une bonne précision. Une approximation de ce coefficient, qui s'éloigne de la vraie valeur, induit un bruit des sols nus sur les couverts végétaux épars et moyennement denses dans la valeur du ARVI.

Dans le but de réduire la dépendance du TSAVI des effets atmosphériques et l'effet des propriétés optiques des sols nus sur le ARVI, nous avons dérivé un nouvel indice le TSARVI. Celui-ci tient compte de deux facteurs de corrections qui minimisent à la fois les effets des sols (a_{rb} et b_{rb}) et de l'atmosphère (canal rouge-bleu). Il se caractérise, aussi, par une indépendance vis-à-vis les caractéristiques du capteur ou du mode expérimental et valorise le signal issu des couverts végétaux. En effet, à partir d'un couvert de 20% de densité, le TSARVI reflète un degré de précision plus élevé que le TSAVI d'environ 5%. Le problème fondamental de cet indice est le choix de la valeur du paramètre de sur-correction atmosphérique γ . Si ce dernier n'est pas connu *a priori*, nous recommandons une valeur de 0,5 pour un meilleur ajustement des effets atmosphériques en milieu urbain.

Nous pouvons donc conclure que le TSARVI est l'indice de végétation le plus convenable pour caractériser les couverts végétaux épars ou moyennement denses en milieu urbain. Il peut être calculé à partir des données issus de tout autre capteur qui possède le canal bleu, en l'absence de ce dernier, comme dans le cas du capteur HRV de SPOT, le TSAVI devient l'indice de végétation le plus approprié pour le milieu urbain. Il est important de noter ici qu'avant de généraliser cette valeur sur toutes les applications de télédétection, une étude assez globale qui abordera tous les aspects environnementaux que nous n'avons pas analysés dans cette étude est nécessaire, à savoir: le type d'aérosols de d'autres environnements, l'absorption par l'ozone, l'effet bidirectionnel, etc.

Le chapitre suivant permet l'évaluation de l'intérêt de l'indice de végétation pour une cartographie thématique par les techniques de la classification. L'étude est différente de celle réalisée dans le présent chapitre et dans le chapitre précédent, mais complémentaire. Autrement dit, le potentiel du TSARVI sera évalué comme une donnée supplémentaire à l'information spectrale pour améliorer la précision de la classification. Nous analysons, entre autres, l'apport de la résolution spatiale étroite de MEIS-II par rapport à TM dans la précision de la classification.

CHAPITRE VII

APPORT DE L'INDICE DE VÉGÉTATION À LA CLASSIFICATION

7.1 INTRODUCTION

Tout au long de cette thèse, nous avons étudié la performance des indices de végétation pour l'évaluation des taux de couvertures végétales en milieu urbain indépendamment des effets extérieurs. Le présent chapitre présente une autre dimension d'analyse différente de celle réalisée dans les deux derniers chapitres mais complémentaire dans le sens d'évaluer l'intérêt de l'indice de végétation pour une cartographie thématique par le biais de la classification. Il est bien évident que le but de notre recherche n'est pas la classification proprement dite, mais comme nous l'avons montré dans l'analyse bibliographique du deuxième chapitre, parmi les avantages de l'indice de végétation pour une cartographie thématique, on trouve son apport à l'amélioration de la précision de la classification (Asrar *et al.*, 1984; Bariou *et al.*, 1985a et 1985b; Qi *et al.*, 1991). Or, ces auteurs ne montrent aucune étude statistique ou visuelle qui explique clairement et explicitement comment l'indice de végétation peut augmenter l'exactitude de la classification. Seuls les travaux de McNairn et Protz (1993) ont montré comment l'indice NDI augmente cette exactitude de 78% à 90% pour cartographier les résidus de maïs dans un contexte agricole. Dans ce sens, il est bien intéressant d'entreprendre une analyse statistique et visuelle pour faire la mise au point sur la contribution de l'indice de végétation à la précision de la classification. Puisque cette analyse porte aussi bien sur l'image MEIS-II que sur l'image TM, cela nous permettra, entre autres, de mesurer l'impact du changement de résolutions spatiale et spectrale sur la précision de la classification.

7.2. ÉTAPES DE TRAITEMENT

Dans le but d'évaluer l'intérêt et la performance de l'indice de végétation pour l'amélioration de la précision de la classification, trois schémas de classification différents ont été appliqués sur les données MEIS-II et TM (figure 7.1): le premier utilise quatre bandes spectrales, le second considère l'information spectrale et le NDVI, enfin le troisième utilise les quatre bandes spectrales avec le TSARVI. Il est à noter que théoriquement nous devons choisir les bandes spectrales qui offrent la meilleure séparabilité entre les classes qu'on veut établir en se basant sur le critère de divergence entre ses classes. Mais notre but vise l'utilisation de la même information spectrale exploitée dans le calcul de l'indice de végétation. En effet, aussi bien pour MEIS-II que pour TM, nous avons sélectionné les bandes du visible et celle du proche infrarouge qui ont servies entre autres pour le calcul des deux indices NDVI et TSARVI. Le choix de ces indices est argumenté par le fait que le TSARVI est un nouvel indice qui caractérise convenablement la végétation urbaine indépendamment des effets extérieurs, alors que le NDVI est l'indice classique le plus populaire et le plus utilisé.

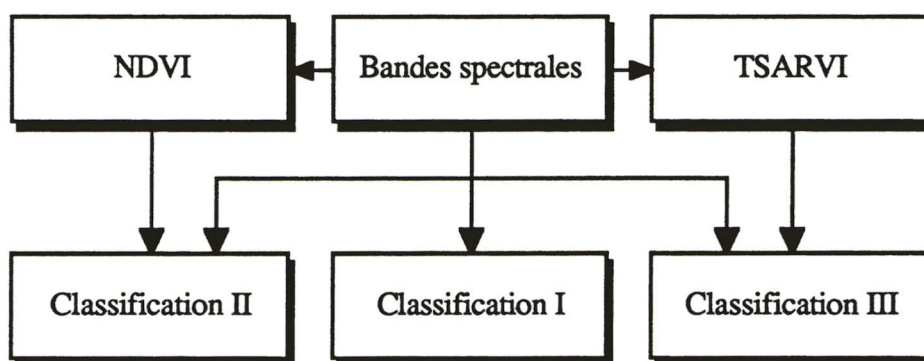


Figure 7.1 : Schémas des classifications

Afin de produire une carte thématique, l'utilisation d'un procédé de classification est indispensable en télédétection. La méthode du maximum de vraisemblance a été retenue. L'utilisation de cette méthode par la communauté scientifique est dictée, d'une part, par l'intervention de l'opérateur pour désigner les signatures de classes, ce qui permet une connaissance *a priori* de la nature de ces classes, et d'autre part, par son intégration dans tous les systèmes de traitement d'image (Estes *et al.*, 1983). Le lecteur peut trouver un développement détaillé de cette méthode dans Richards (1986), Schowengerdt (1983), Masson (1991) et Bonn et Rochon (1992).

Nous avons effectué les classifications d'une façon standard de telle sorte que toutes les classes sont représentées *a priori* par la même probabilité qui est égale à un. Cette probabilité permet d'évaluer l'appartenance d'un pixel à une classe avant la classification (Richards, 1986). Pour que tous les pixels de chaque classe soient classifiés, nous avons fixé le seuil de probabilité à 95%. Autrement dit, que pour chaque classe, 5% des pixels qui ont la plus faible probabilité d'appartenance soient rejetés. La précision propre à chaque classe individuelle ou celle relative à chaque schéma de classification a été déterminée respectivement par les coefficients Kappa conditionnel et de concordance (Cohen, 1960).

Pour des raisons pratiques, une sous-image MEIS-II de 1440 x 1440 a été extraite de la scène entière. Afin de couvrir approximativement la même région, une sous-image TM de 512 x 512 pixels a été sélectionnée. Ces sous-images traduisent parfaitement la complexité et l'hétérogénéité du paysage et présentent différentes classes d'occupation des sols. Le choix des classes est essentiellement basé sur le taux de couverture végétal dans chaque zone urbaine en référence à la carte d'occupation des sols de la CUM de 1989

(figure 7.2). Ces classes sont indépendantes de celles utilisés dans les deux derniers chapitres, mais elles ont été sélectionnées de la même manière et selon les mêmes critères, autrement dit, sans distinction entre la nature des couverts végétaux (gazon, arbres ou arbustes). Hormis la classe 5 «forêt urbaine» qui montre une certaine homogénéité du couvert, ce choix est lié complètement au hasard du fait qu'il fallait choisir une classe à couvert végétal très dense (100%). Le tableau 7.1 présente les sept classes d'utilisation du sol sélectionnées avec un numéro d'identification, une description et une estimation du taux de couverture végétale. Rappelons ici que nous avons choisi les mêmes classes pour les deux images à l'exception de la classe d'eau qui ne figure pas dans la sous-image MEIS-II et presque les mêmes sites d'entraînement avec suffisamment de représentativité. Le tableau 7.2 nous renseigne sur le nombre de pixels des sites d'entraînement pour chaque classe dans chacune des images.



OCCUPATION DU SOL

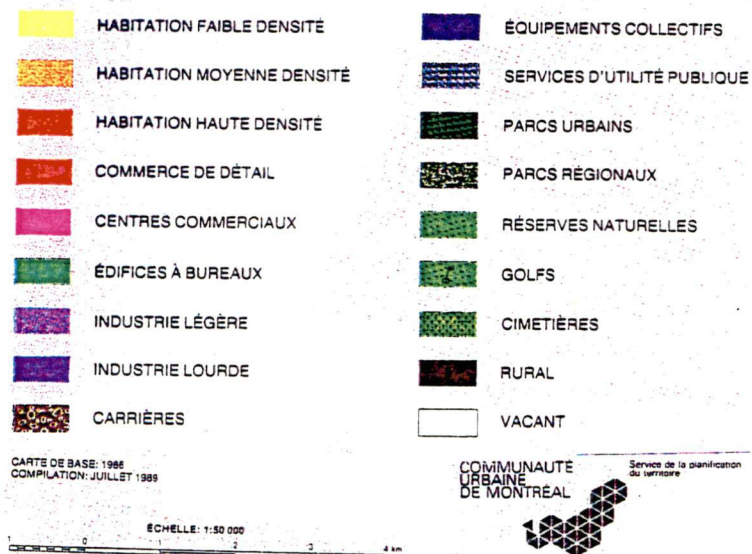


Figure 7.2: Secteur d'étude
(Extrait de la carte d'occupation des sols de la CUM 1989)

Tableau 7.1: Classes d'occupation du sol sélectionnées

Numéro de classe	Classe	Description	Couvert végétal en %
1	Urbain à végétation dense	Habitation à faible densité	75
2	Urbain dense à faible végétation	Habitation à haute densité	25
3	Urbain / végétation	Habitation moyenne densité: autant de constructions que de végétation	50
4	Grandes surfaces	Des constructions dont la dimension est supérieure à celle des maisons d'habitat, à savoir les centres d'achats, les usines, les stationnements, etc. (absence complète de végétation)	0
5	Forêt urbaine	Éléments naturels de forêt urbaine	100
6	Parcs + cimetières	Gazon, arbres, piste, sentier et cimetières	60
7	Eau	Eau	0

Tableau 7.2 : Nombre de pixels des sites d'entraînement

Classe → Image ↓	1	2	3	4	5	6	7
TM	767	888	1228	636	383	1184	837
MEIS-II	4981	8613	9905	3406	5376	3373	-----

7.3 PRÉCISION DE LA CLASSIFICATION

La notion de précision de la classification varie en fonction des applications, des variables introduites, de la résolution spatiale et spectrale du capteur, de la taille des objets et de leur hétérogénéité dans l'image et du calibrage radiométrique et atmosphérique (Bonn et Rochon, 1992; Cushnie, 1987; Kaufman et Fraser, 1984; Deschamps *et al.*, 1981). Dans la littérature nous trouvons différentes méthodes pour calculer la précision des résultats d'une classification. Selon Fung et Ledrew (1988), en se basant sur la matrice de confusion cette précision peut être déterminée par l'une des six méthodes suivantes:

- 1- La précision déterminée par l'algorithme de classification est la plus utilisée. Elle représente le nombre de pixels correctement classifiés pour une classe bien particulière divisé par le nombre total de pixels de cette même classe. Elle permet de mesurer l'erreur d'omission (Story et Congalton, 1986; Richards, 1986)

- 2- La précision de l'usager est définie par Fung et Ledrew (1988) comme étant le rapport entre le nombre de pixels correctement classifiés dans une classe particulière et le nombre total des pixels qui ont été mis dans cette même classe. Elle permet de mesurer l'erreur de commission.

3- La précision moyenne d'une classification peut être calculée par la moyenne arithmétique des précisions de chacune des classes individuelles. Comme indiqué ci-dessus, la précision de chacune des classes peut être celle de l'utilisateur ou celle de l'algorithme de classification.

4- La précision globale considère l'image classifiée toute entière sans considérer les classes individuelles (Singh, 1986). Elle est calculée par le rapport entre la somme des pixels de la diagonale de la matrice de confusion et le nombre total de pixels de l'image.

5- La précision combinée est la moyenne de la précision globale et de la précision moyenne (Nelson, 1983).

6- La précision d'une classification peut être aussi mesurée par le coefficient de concordance Kappa (Cohen, 1960; Fleiss *et al.*, 1969; Bishop *et al.*, 1975) calculé sur toute la matrice de confusion générée à l'aide de pixels test échantillonnés au hasard. Ce coefficient tient compte de toutes les cellules de la matrice de confusion et élimine le pourcentage de bonne classification dû au hasard. Il permet de mesurer la performance de la classification d'une façon globale (coefficient de concordance Kappa) ou la précision de chaque classe individuelle (Kappa conditionnel).

Des études comparatives de ces six méthodes d'évaluation de la précision des classifications ont démontré que le coefficient kappa est l'indice optimal pour l'évaluation de la précision des résultats de la classification puisqu'il considère toutes les cellules de la matrice de confusion (Congalton et Mead, 1983; Rosenfield et Fitzpatrick-Lins, 1986;

Fung et Ledrew, 1988; Marceau *et al.*, 1991). Ces chercheurs recommandent fortement qu'il soit adopté par la communauté scientifique en télédétection comme une mesure standard d'exactitude de la classification. Afin de calculer les précisions de nos classifications, ainsi que la précision relative à chaque classe individuelle, nous avons adopté ce coefficient Kappa. D'après Cohen (1960), il se détermine par l'équation (7.1) pour toute la matrice de confusion, alors que pour une classe conditionnel "i" il se calcule par l'équation (7.2).

$$\hat{K} = \frac{\left(M \sum_{i=1}^l p_{ii} - \sum_{i=1}^l p_{i+} p_{+i} \right)}{\left(M^2 - \sum_{i=1}^l p_{i+} p_{+i} \right)} \quad (7.1)$$

$$\hat{K}_i = \frac{(M p_{ii} - p_{i+} p_{+i})}{(M p_{i+} - p_{i+} p_{+i})} \quad (7.2)$$

où

l : nombre de lignes dans la matrice de confusion,

p_{ii} : nombre d'observations dans la cellule (i, i),

M : nombre total d'observations,

p_{i+} et p_{+i} : les totaux marginaux de la ligne i et la colonne i, respectivement.

Le coefficient Kappa nous permettra donc d'évaluer, d'une part, l'apport de l'indice de végétation à la classification, et d'autre part, l'effet de la résolution spatiale et spectrale sur cette classification. Le calcul de la variance de Kappa nous permettra d'établir un test statistique qui pourra nous renseigner sur l'importance du degré de différence ou de conformité entre nos trois schémas de classifications. Pour faire cette vérification statistique, Cohen (1960) propose le test Z formulé par l'équation (7.3) qui est une fonction

discriminante. Ce test se calcule en fonction de deux valeurs indépendantes de Kappa (\widehat{K}_1 et \widehat{K}_2) et leurs variances ($\sigma_{\widehat{K}_1}^2$ et $\sigma_{\widehat{K}_2}^2$) issues de deux classifications différentes (Congalton et Mead, 1983). Notons que l'exécution d'un test statistique implique automatiquement la fixation *a priori* d'un degré de confiance qui est la probabilité de refuser l'hypothèse nulle. Le degré de confiance le plus fréquemment choisi pour refuser l'hypothèse nulle et conclure que la différence entre deux variables est significative est celui de 95% (Masson, 1986). En effet, le test Z a une distribution normale nous utiliserons donc une table statistique standard normale (Arkin et Colton, 1963) à divers niveaux de confiance pour déterminer si deux matrices de confusion sont similaires ou suffisamment différentes. Dans la section suivante, ces indices d'évaluation de précisions seront calculés et analysés pour chaque schéma de classification appliqué à chacune des deux images.

$$Z = \frac{(\widehat{K}_1 - \widehat{K}_2)}{\sqrt{\sigma_{\widehat{K}_1}^2 + \sigma_{\widehat{K}_2}^2}} \quad (7.3)$$

$$\widehat{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \frac{p_0(1 - p_0)}{(1 - p_c)} + \frac{2(1 - p_0)(2p_c p_0 - \beta_1)}{(1 - p_c)^3} + \frac{(1 - p_0)^2(\beta_2 - 4p_c^2)}{(1 - p_c)^4} \quad (7.4)$$

avec

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \sum_{i=1}^1 p_{ii}(p_{i+} + p_{+i}) ; \quad \beta_2 = \sum_{i=1}^1 \sum_{j=1}^1 p_{ij}(p_{+j} + p_{i+}) \\ p_0 &= \sum_{i=1}^1 \frac{p_{ii}}{M} ; \quad p_c = \sum_{i=1}^1 \frac{p_{i+} + p_{+i}}{M} \quad \text{et} \quad p_{ij} = \frac{X_{ij}}{M} \end{aligned}$$

où X_{ij} est le nombre d'observations dans la ligne i et la colonne j ,

7.4 ANALYSE DES RÉSULTATS

Comme mentionné auparavant, le principal objectif de ce chapitre est de mesurer l'apport de l'indice de végétation à la précision de la classification pour la définition de l'utilisation du sol en milieu urbain en comparaison avec une classification utilisant uniquement les paramètres spectraux. Les résultats obtenus sont analysés en fonction de la résolution spatiale pour chaque classe individuelle et pour chaque classification globale de l'image entière.

7.4.1 Analyse de précision de chaque classe individuelle

Pour les trois schémas de classification (spectrale, spectrale avec NDVI et spectrale plus TSARVI), les résultats sont obtenus après l'application d'un filtrage modal avec une fenêtre de 5x5. Le choix du filtre modal, comme traitement de post-classification, est basé sur sa rapidité d'exécution et sa simplicité à réduire davantage la présence des pixels isolés dans l'image finale surtout aux zones hétérogènes.

Les précisions propres à chaque classe individuelle et pour chaque schéma de classification globale des images TM et MEIS-II sont illustrés par les figures 7.3 et 7.4. Pour les deux classes à dominance végétale (1 et 5: urbain à végétation dense et forêt), on remarque que l'utilisation de l'un ou l'autre des deux indices augmente la précision de chacune des deux classes d'une façon modeste, environ 2% et cela indépendamment du type des données. Quant à la classe 7 (eau), elle reste invariante pour les trois schémas de classifications de l'image TM.

Par ailleurs, pour les classes à dominance minéral (2 et 4: urbain dense à faible végétation et grandes surfaces) ou à codominance végétal-minéral (3 et 6: urbain/végétation (50%) et parcs + cimetières), l'utilisation de l'indice NDVI n'améliore pas la classification, mais plutôt baisse parfois le taux de classification correcte par rapport à la classification multispectrale. Ceci résulte de l'organisation complexe du paysage urbain qui peut être expliquée par une forte confusion, d'une part, entre les grandes surfaces et l'urbain à faible densité végétale, et d'autre part, entre l'urbain/végétale (50%) et la classe parcs plus cimetières. En effet, il n'y a pas de signature spectrale propre à cette dernière classe par exemple. Cependant, le troisième schéma de classification montre une tendance opposée. L'utilisation du TSARVI améliore légèrement la précision de la classe 4 de 6% et celle des deux classes 3 et 6 d'environ 3,4% pour TM. Quant à la classification des données de résolutions spatiale et spectrale étroites, MEIS-II, elle montre presque les mêmes résultats. Pour les classes à moyenne et à faible densité végétale (classes 3, 6, 2 et 4) le coefficient conditionnel Kappa augmente respectivement, de 9,5%, 3,3%, 4,2% et 2%. Cette augmentation de précision est due au fait que le TSARVI caractérise mieux les classes hétérogènes en minimisant l'effet des propriétés optiques des sols nus, ce qui par conséquent diminue la confusion entre les classes.

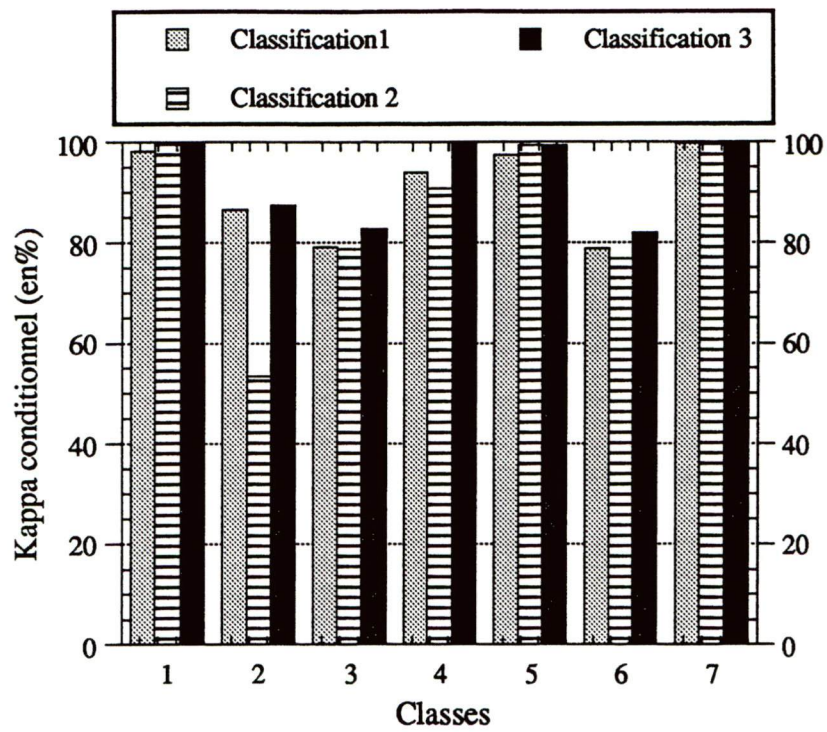


Figure 7.3 : Kappa conditionnel de chaque classe pour les trois schémas de classification, cas de l'image TM

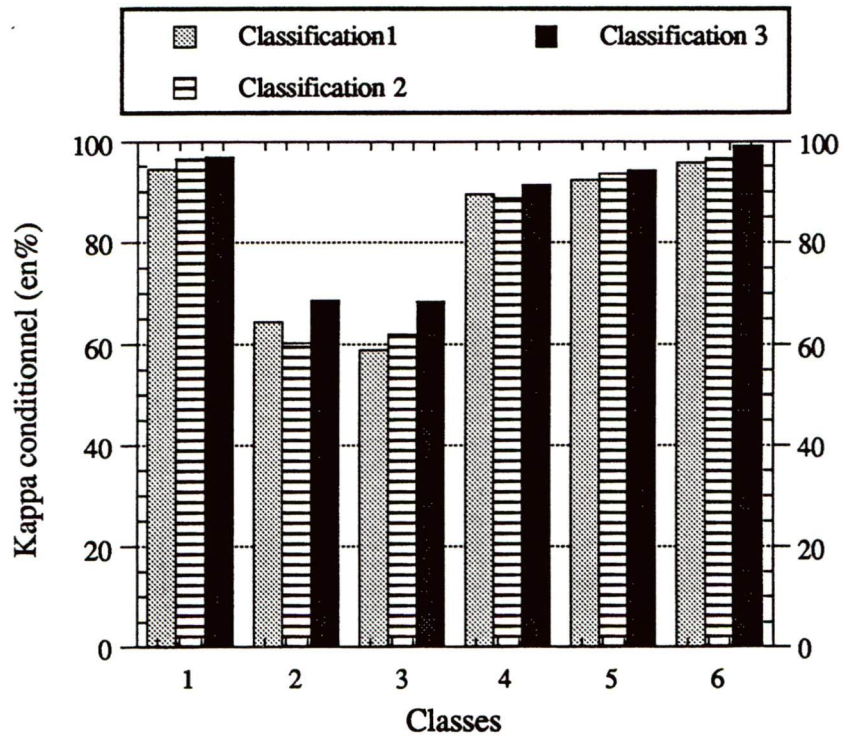


Figure 7.4 : Kappa conditionnel de chaque classe pour les trois schémas de classification, cas de l'image MEIS-II

7.4.2 Analyse de précision de la classification globale

Les statistiques qui résultent des classifications globales montrent, indépendamment de la résolution spatiale et spectrale, les limites de l'indice de végétation en matière d'amélioration de la précision de la classification globale en milieu urbain. Le tableau 7.3 montre que le coefficient de concordance Kappa propre à chaque classification globale converge vers la même précision offerte par le taux moyen des pixels classifiés et ceux qui ne le sont pas (tableau 7.3).

Tableau 7.3: taux de classification

	Classification I	Classification II	Classification III
Pixels non classifiés (TM)	13,65 %	16,23%	10,24
Pixels classifiés (TM)	86,35%	83,77	89,76
Kappa de concordance (TM)	90%	85%	93%
Pixels non classifiés (MEIS)	8,12%	9,56%	6,42%
Pixels classifiés (MEIS)	91,88%	90,44%	93,58%
Kappa de concordance (MEIS)	82%	83%	86%

Pour l'NDVI, la comparaison entre le premier et le second schéma de classification montre que le coefficient de concordance Kappa passe de 90% à 85% pour l'image TM. De même, le test statistique Z concorde avec un degré de confiance de 99% ce qui exprime une différence nette et significative entre ces deux classifications (tableau 7.4), ce qui

confirme donc la dégradation de la précision de la classification. Par contre, la précision globale de l'image MEIS-II reste presque constante, elle augmente de 82 à 83. En fait, selon la valeur calculée du test statistique Z (tableau 7.5), le degré de confiance correspondant est de l'ordre de 46,2%, ce qui confirme donc la grande similitude entre les deux classifications.

Tableau 7.4: Test statistique Z entre les différentes classifications issus des données TM (degré de confiance déterminé à partir des tables statistiques de Arkin et Colton, 1963)

Comparaison	Test statistique Z	Degré de confiance
1-2	2,81	99,3%
1-3	1,67	93,2%
2-3	4,26	99,9%

Tableau 7.5 : Test statistique Z entre les différentes classifications
issus des données MEIS-II
(degré de confiance déterminé à partir des tables statistiques de Arkin et Colton, 1963)

Comparaison	Test statistique Z	Degré de confiance
1-2	0,15	46,2%
1-3	1,68	93,3%
2-3	1,53	91%

Dans une première étape, l'analyse des résultats du premier et troisième schéma de classifications montre que l'introduction de l'indice TSARVI améliore légèrement la précision globale. Cette amélioration se manifeste par l'augmentation du coefficient de concordance Kappa d'environ 3,9% pour les données MEIS-II et d'environ 2,4% pour les données TM. Cependant, le test statistique Z (tableaux 7.4 et 7.5) dont la valeur est de l'ordre de 1,68 pour les deux images (TM et MEIS-II) ne témoigne pas d'une amélioration significative. Par ailleurs, le degré de confiance entre le premier et le troisième schéma de classification est de 93,3% alors que le seuil de probabilité est fixé à 95% pour rejeter l'hypothèse nulle. Bien que 93,3% soit proche du seuil de probabilité fixé à 95%, nous nous attachons à une rigueur scientifique de traitement de l'information qui n'accepte pas de compromis. Nous devons donc accepter l'hypothèse nulle et conclure que la différence entre les deux schémas de classifications est insignifiante et que l'apport de l'indice de végétation à la classification globale de l'image est négligeable.

Dans une seconde étape, la comparaison entre le deuxième et le troisième schéma de classifications des deux images montre l'avantage du TSARVI par rapport au NDVI ce qui concorde avec les résultats du chapitre précédent. Le coefficient de concordance Kappa enregistre une augmentation de 7,7% et 3,6% respectivement pour les images TM et MEIS-II. Cette tendance se confirme pour l'image TM par le test Z qui montre une différence significative entre ces deux schémas de classification avec un degré de confiance de 99,9% (tableau 7.5). Cependant, pour l'image MEIS-II la même combinaison montre une amélioration de la précision de 3,6%, d'après le test Z cette augmentation n'est pas significative puisque le degré de confiance est de 91% seulement, ce qui confirme l'apport négligeable de l'indice de végétation à la classification. Toutefois, nous devons être bien conscients que l'indice de végétation est calculé à partir de la même information spectrale

que celle des canaux exploités dans la classification. De plus, il considère les pixels un par un, indépendamment de leur arrangement spatial ou contextuel.

7.4.3 Effet de la résolution spatiale: analyse statistique et visuelle

Théoriquement, plus les résolutions spatiale et spectrale sont fines et plus il est possible de distinguer les classes d'occupation du sol. Pour notre étude nous constatons qu'un gain de résolution spatiale et spectrale n'améliore pas la précision de la classification en milieu urbain. À cause de la haute variabilité interne de ce milieu, l'image MEIS-II introduit plus de bruit bien qu'elle offre des résultats excellents pour le calcul des indices de végétation. En outre, nous nous trouvons avec beaucoup plus de données à manipuler ce qui demande plus de temps de traitement du système de traitement d'image et plus d'espace en terme de mémoire. Les résultats des trois schémas de classifications ne sont donc pas indépendants de la résolution spatiale du capteur utilisé et des caractéristiques spatiales des objets au sol, ce qui concorde avec les travaux de Marceau *et al.* (1992) dans un milieu forestier. La figure 7.5 montre que lorsque la résolution spatiale passe de 30m à 7m, le coefficient de concordance Kappa diminue d'environ 8,2%, 2,52% et 6,7% respectivement pour le premier, le second et le troisième schéma de classification. Nous pouvons donc conclure qu'il existe un lien entre la précision d'une classification et la résolution spatiale et spectrale, autrement dit, un changement d'échelle influence considérablement la précision globale de la classification. L'avantage de la fine résolution spatiale se limite au niveau de l'analyse et de l'interprétation visuelle des images numériques en milieu urbain. Néanmoins il est nécessaire de développer de nouvelles méthodes de classifications basées sur des modèles mathématiques qui considèrent le problème de variation de la résolution spatiale et spectrale en fonction des caractéristiques spatiales des objets au sol.

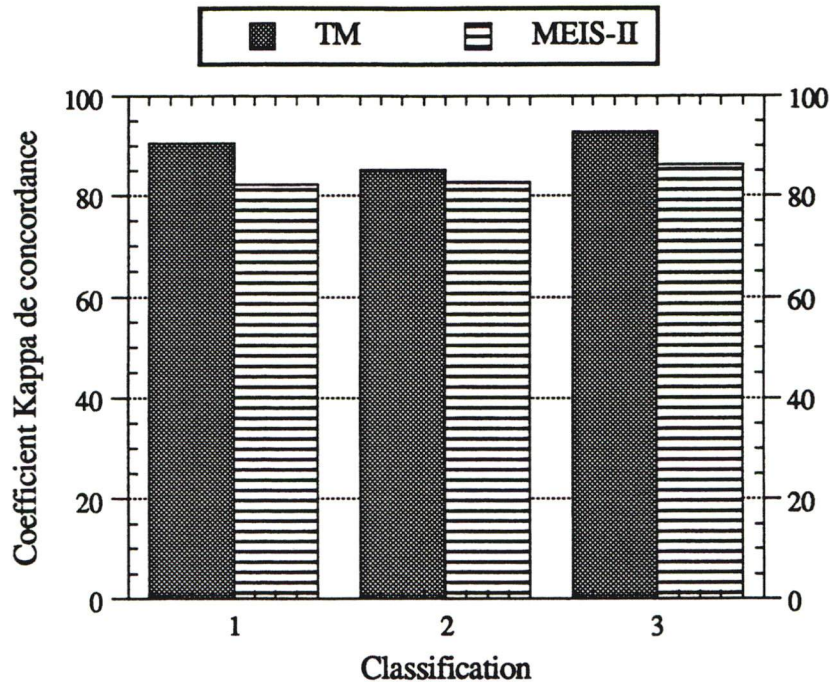


Figure 7.5: Précision de la classification en fonction de la résolution spatiale

L'annexe 7 présente les six cartes obtenues pour les différents schémas de classification. Indépendamment du type des données (MEIS-II ou TM), l'analyse visuelle de ces cartes dégage des conclusions qui concordent parfaitement avec les résultats de l'analyse statistique. En effet, l'intégration de l'un ou l'autre des indices (NDVI ou TSARVI) ne montre pas d'amélioration visuelle par rapport à une classification spectrale. Aussi bien pour MEIS-II que pour TM il est très difficile, voir même impossible, de faire une distinction entre les cartes issues des différents schémas de classifications.

Comparativement à la vérité terrain, la carte d'occupation du sol de la CUM (figure 7.2), les cartes dérivées des données MEIS-II reflètent plus d'exactitude et de représentativité de l'occupation des sols à cause de la fine résolution spatiale. Malgré le

manque de précision des classifications, sur ces cartes nous distinguons les grands artères routiers, le caractère zonale du milieu urbain et une architecture un peu floue des quartiers. Quant aux cartes issues des données TM, elles montrent un fort degré de généralisation cartographique des classes d'occupation des sols à cause du mélange spectral qui résulte dans les pixels de large résolution spatiale. Ce mélange spectral engendre, en outre, un taux plus élevé de pixels non classifiés (tableau 7.3). Ces derniers sont souvent localisés dans les zones limites entre deux classes différentes, par exemple: minéral et végétal (parc) ou minéral et eau (pont).

7.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons analysé l'apport des deux indices NDVI et TSARVI à la classification globale de l'image et de chaque classe individuelle et cela en fonction de la résolution spatiale et spectrale du capteur. Le NDVI possède ses propres faiblesses surtout qu'il considère l'image comme une matrice; le traitement se fait pixel par pixel sans aucune considération ni des segments de l'image ni du voisinage du pixel central. En plus de sa résistance aux effets atmosphériques, le TSARVI intègre dans son calcul les paramètres de la droite des sols nus. Dans ces conditions, il ne considère pas l'image en segments ou le voisinage du pixel central, mais il affecte tous les pixels de l'image d'une correction " Δx " qui minimise les effets des propriétés optiques du sol.

Les résultats obtenus ont mis en évidence les limites de l'indice de végétation pour une amélioration significative de la classification globale de l'image. Quant aux classes individuelles, le TSARVI prouve son avantage par rapport au NDVI en discriminant mieux les classes où il y a une mixture entre le minéral et le végétal (surtout les classes 2 et 3) ce

qui concorde avec les résultats du chapitre précédent. Le taux de succès de la classification est cependant variable d'une classe à l'autre et en fonction de l'image utilisée. Pour l'image MEIS-II il varie d'environ 2% (classes forêt et urbain à végétation dense) à 9,5% (urbain/végétal moyen 50%), alors que pour TM il varie de 1,3% (classe urbain à végétation dense) à 6% (classe des grandes surfaces). À la lumière de ces résultats, nous constatons que la précision de la classification varie en fonction de la résolution spatiale et spectrale du capteur utilisé et que l'augmentation de la résolution spatiale et spectrale ne signifie pas une amélioration automatique de la classification en milieu urbain. Les précisions des classes individuelles ou celles des classifications de l'image entière montrent qu'en milieu urbain la résolution spatiale de l'image TM offre un taux de classification plus élevé que celle de l'image MEIS. Par contre, visuellement les cartes dérivées de la fine résolution spatiale de MEIS reflètent plus d'exactitude et de représentativité de l'occupation des sols.

Cependant, l'indice de végétation reste un excellent outil d'interprétation des images de télédétection, un indicateur des caractéristiques des couverts végétaux et un descripteur de l'évolution de la biomasse dans le temps et dans l'espace. Afin d'améliorer la classification d'une façon très significative en milieu urbain, il existe certes d'autres méthodes comme la théorie des ensembles flous, le réseau de neurones, l'analyse du spectre de texture, la segmentation d'image etc. qui constituent une avenue prometteuse dans la définition des unités d'utilisation du sol en milieux hétérogènes avec une bonne précision. En outre, Il faut développer de nouvelles méthodes de classifications basées sur des modèles mathématiques qui considèrent le problème de variation de la résolution spatiale et spectrale en fonction des caractéristiques spatiales des objets au sol.

CHAPITRE VIII

CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

8.1 CONCLUSIONS

Avant de présenter les résultats principaux de cette recherche et d'ouvrir des perspectives sur son développement futur, précisons rapidement le cadre dans lequel s'est inscrit ce travail. L'objectif recherché de cette thèse était de faire la mise au point sur l'indice de végétation qui caractérise le mieux l'environnement végétal épars en milieu urbain. Cette approche a un caractère novateur et original en milieu urbain, mais elle est bien connue dans d'autres champs d'applications de télédétection. D'après les premières investigations de la télédétection urbaine, l'indice de végétation s'avère un indicateur de l'état de l'environnement végétal et une source d'information originale et utile aux urbanistes et aux aménageurs responsables de la protection des milieux naturels. Étant donné l'existence d'une quarantaine d'indices de végétation qui ont été développés pour différentes applications et dans des conditions bien particulières, il devient difficile de choisir un indice donné pour caractériser l'environnement végétal en milieu urbain. En effet, l'hétérogénéité des surfaces de ce milieu, la dimension des objets au sol et l'atmosphère trop chargée de particules issues des foyers industriels font que le signal mesuré au capteur ne correspond pas, dans la plupart des cas, à l'information désirée. Par conséquent, l'interprétation des indices de végétation pourrait s'avérer fautive. Nos objectifs spécifiques visaient la compréhension des relations existantes entre l'indice de végétation et la densité du couvert végétal urbain en tenant compte des perturbations extérieures d'ordre physique. À savoir : la sensibilité de l'indice de végétation aux taux de

couvertures végétales, aux propriétés optiques des sols nus (couleur et brillance), à l'atmosphère et aux résolutions spatiale et spectrale propres aux capteurs. Pour ce faire nous avons effectué nos analyses sur des données au sol par simulation, à partir des données aéroportées (MEIS-II) de résolutions spatiale et spectrale étroites et à partir des données satellitaires (TM) de résolutions larges.

Cette étude nous a permis de dégager des conclusions cruciales sur le potentiel des indices de végétation pour caractériser l'environnement végétal épars en milieu urbain. Nous avons mis en évidence les points suivants:

1- Le modèle de transfert radiatif de premier ordre proposé permet une décomposition simple de la réflectance résultante mesurée au sol à l'aide d'un spectroradiomètre au-dessus d'un couvert végétal en deux composantes. La première est intrinsèque au couvert végétal et la seconde, propre au sol nu, est transmise à travers le couvert végétal. Le modèle est bien adapté pour étudier les interactions entre le rayonnement électromagnétique, le couvert végétal et le sol. Il permet de mettre en évidence l'effet des sols sur les bandes spectrales individuelles et par conséquent sur les indices de végétation.

2- Les indices examinés dans cette étude sont basés sur des hypothèses plausibles pour éliminer les perturbations extérieures et mieux rehausser le signal du couvert végétal. Toutefois, nous avons montré comment aucun d'entre eux ne reste stable et indépendant par rapport à tous les facteurs extérieurs. Ils montrent des forces et des faiblesses contradictoires, autrement dit, si un indice se montre résistant à un effet, malheureusement, il devient sensible aux autres effets et vice versa :

- Les indices NDVI et ARVI ne permettent pas de bien caractériser la composante végétale urbaine où la végétation est éparse et moyennement dense, mais ils restent bien adaptés pour la description de la vigueur d'une végétation dense. Ces indices dépendent des caractéristiques du capteur et montrent une forte sensibilité vis-à-vis des propriétés optiques des sols nus surtout ceux qui sont brillants et de couleur claire. Ainsi, pour un taux de couverture inférieur à 60%, ils surestiment le taux de couverture végétale d'environ 1,5 fois. En plus, le NDVI se trouve affecté par les conditions atmosphériques, et l'erreur peut atteindre un maximum de 15%. Quant au ARVI, il réduit très significativement les effets atmosphériques surtout si le facteur de sur-correction est connu *a priori*. Une approximation de ce coefficient, qui s'éloigne de la vraie valeur, induit un bruit des sols nus surtout lorsque les couverts végétaux sont épars et moyennement denses.

Puisque le facteur de sur-correction atmosphérique dépend de la concentration des aérosols dans l'atmosphère il est très difficile de lui attribuer une valeur arbitraire et constante. On propose donc la consultation des stations météorologiques les plus proches du site d'étude pour avoir une idée de la visibilité au moment de l'acquisition de l'image afin de faire une estimation qui se rapproche le plus de la réalité. Il est souhaitable de dresser une table de correspondance entre les visibilités et les valeurs du coefficient de sur-correction pour divers domaines d'applications de la télédétection.

- L'indice AVI conçu spécialement pour le capteur ATSR-2 de ERS-2, dépend de la longueur d'onde dans le rouge, le vert et le proche infrarouge propre au capteur utilisé. En effet, cette dépendance spectrale rend impossible une comparaison entre les résultats issus de différents capteurs ou l'interprétation des résultats obtenus d'un même capteur. D'ailleurs, à partir des données au sol, des données aéroportées et satellitaires, le AVI

conduit à des résultats très contradictoires, ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Sur les sols nus, il donne une erreur moyenne qui oscille entre -3 et + 3 par rapport à la droite des sols nus à partir des données MEIS-II et entre -9% et +56% à partir des données TM.

- Particulièrement à défaut d'absence des couverts, le PVI se comporte adéquatement vis-à-vis de la couleur et la brillance des sols nus et indépendamment des caractéristiques des capteurs. Par contre, lors de la présence de la végétation, il montre des faiblesses contradictoires avec les spécificités d'un bon indice de végétation. En effet, d'une part le bruit du sol augmente de manière significative pour les faibles taux de couvert végétal et, d'autre part, il sous-estime les taux de couverture végétal en donnant pour un couvert complètement dense une valeur maximale de 0,40 et 0,50 pour TM et MEIS-II, respectivement. En outre, il est très sensible aux effets atmosphériques et l'erreur maximale relative à ces effets est de l'ordre de 20%. C'est un indice moins commode pour une description précise de la végétation urbaine.

- Quelles que soient les résolutions spatiale et spectrale du capteur ou le mode expérimental, le GEMI montre une très grande marge d'incertitude liée aux propriétés optiques des sols nus et aux effets atmosphériques. Pour les sols dénués de couverts, il donne l'impression d'un couvert végétal d'environ 35% de densité ce qui fausse l'estimation de la biomasse verte et l'interprétation des résultats. À l'égard d'une forte turbidité atmosphérique, il enregistre une erreur de 20%. Par conséquent, pour les couverts urbains de densité faible ou intermédiaire, il surestime les taux d'environ 2,3 fois.

- Bien que les indices SAVI et MSAVI soient conçus pour réduire les effets des propriétés

optiques des sols nus, ils restent légèrement sensibles à ces effets. Ils enregistrent des imprécisions d'environ 8% et 2% à partir des données TM et MEIS-II, respectivement. En présence d'une végétation relativement dense, ils surestiment la densité du couvert et possèdent des potentiels identiques, alors que pour une forte densité du couvert le MSAVI se distingue du SAVI par un niveau de précision élevé (8%). Malheureusement, cette distinction est escamotée par les effets atmosphériques. En effet, des conditions atmosphériques dégradées nuisent excessivement à la précision du MSAVI avec une incertitude voisine de 26%; c'est l'indice le plus sensible à l'atmosphère, devançant le SAVI qui vient en seconde place avec une erreur de 20%.

- Parmi tous les indices de la deuxième génération, le TSAVI est l'indice qui caractérise le mieux l'environnement végétal épars. Il garde toujours un excellent comportement vis-à-vis des propriétés optiques des sols nus et cela indépendamment des caractéristiques spatiales et spectrales propres aux capteurs. Pour une végétation éparsée ou moyennement dense ($0\% < x < 60\%$), il montre une bonne performance pour l'estimation de la biomasse verte. Bien que la marge d'incertitude liée aux effets atmosphériques soit de 15%, dans les conditions les plus défavorables, comparativement aux autres indices, le TSAVI reste l'indice le moins contaminé par l'atmosphère.

3- Cette étude a permis de souligner l'apport appréciable des résolutions spatiale et spectrale étroites du MEIS-II pour minimiser l'effet des propriétés optiques des sols nus sur les indices de végétation et maximiser le signal issu des couverts denses.

4- Le caractère résistant aux effets atmosphériques du ARVI et les avantages du TSAVI pour mieux discriminer le minéral du végétal, sans égard aux effets des sols et aux

caractéristiques du capteur, sont associés pour dériver un nouvel indice : le TSARVI (Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index). Cette transformation est basée sur le remplacement du canal rouge par le canal "hybride" rouge-bleu dans le TSAVI. Ainsi, les paramètres de la droite des sols nus sont calculés dans l'espace spectral apparent rouge-bleu/proche infrarouge. Cette nouvelle version possède les mêmes performances que le TSAVI par rapport aux sols, au capteur et au mode expérimental. En plus de sa résistance aux effets atmosphériques, en présence de la végétation, le TSARVI offre un degré de précision plus élevé que celui du TSAVI (5%).

Finalement nous pouvons dire que le TSARVI est l'indice le plus convenable pour caractériser l'environnement végétal épars en milieu urbain indépendamment de tous les facteurs extérieurs surtout si le coefficient de sur-correction atmosphérique est connu *a priori*. Sinon, nous recommandons une valeur de 0,5 pour un meilleur ajustement en milieu urbain. En absence du canal bleu, ce qui est le cas du capteur HRV de SPOT, le TSAVI deviendra sans contredit l'indice le plus approprié.

5- Pour une cartographie thématique, les résultats de la classification ont mis en évidence les limites de l'apport de l'indice de végétation pour une amélioration significative de la classification globale de l'image. Quant aux classes individuelles, le taux de succès de la classification est variable d'une classe à l'autre en fonction de l'indice intégré et de l'image utilisée. Pour les classes individuelles où il y a un mélange entre le sol et la végétation, le TSARVI se distingue du NDVI par une bonne amélioration de la classification. En outre, nous avons montré que la précision de la classification varie en fonction de la résolution spatiale et spectrale du capteur utilisé et que l'augmentation de la résolution spatiale et spectrale ne signifie pas automatiquement une amélioration de la

classification en milieu urbain. Les précisions des classes individuelles ou celles des classifications de l'image entière montrent qu'en milieu urbain la résolution spatiale de l'image TM offre un taux de classification plus élevé que celui de l'image MEIS-II. Alors que l'interprétation visuelle des cartes dérivées de la fine résolution spatiale de MEIS montre plus d'exactitude et de représentativité de l'occupation des sols.

Par ailleurs, l'indice de végétation reste un excellent outil d'interprétation des images de télédétection, un indicateur des caractéristiques des couverts végétaux et un descripteur de l'évolution de la biomasse dans le temps et dans l'espace. Afin d'améliorer la précision de la classification d'une façon très significative en milieu urbain, il existe certes d'autres méthodes comme l'analyse du spectre de texture ou la segmentation de l'image qui constituent une avenue prometteuse dans la précision de la définition des unités d'utilisation du sol en milieux hétérogènes.

8.2 RECOMMANDATIONS

Le fait de recenser presque une quarantaine d'indices de végétation dans la littérature peut être expliqué par un manque de robustesse dans les méthodes de conception de ces indices de végétation. Les chercheurs combinaient les bandes spectrales de différentes façons pour rehausser un détail ou résoudre un problème bien spécifique. D'ailleurs, tous les indices de végétation quelle que soient leur génération d'appartenance ou leurs considérations des effets extérieurs, se ressemblent tous dans la manière d'aborder l'image d'une façon "rigide" pixel par pixel afin de dériver l'indice de végétation. Cette façon ne s'occupe guère de l'hétérogénéité et de l'effet de l'environnement du pixel considéré ou des problèmes du mélange spectral à l'intérieur d'un même pixel, ce qui

entraîne inévitablement une perte d'information puisque chaque pixel ne peut être attribué qu'à une seule classe d'occupation du sol: végétal, minéral ou eau. En effet, le tracé automatique des frontières entre classes dans un pixel demeure une opération très délicate à faire. D'ailleurs, nous avons vu, par exemple, que sur la même scène couverte par les deux images MEIS-II et TM, l'indice de végétation déterminé ne peut avoir la même valeur. La solution à ces problèmes de mélange spectral ouvre probablement des perspectives futures pour développer un indice de végétation unique pour tous les domaines indépendamment de la résolution spatiale et spectrale du capteur et du champ d'application. D'après cette étude nous dégageons les recommandations suivantes:

- Il sera très pertinent d'étudier l'intérêt du moyen infrarouge (TM5 de Landsat et MIR de SPOT-IV) pour améliorer la précision des indices de végétation (Baret et Andrieu, 1994). En effet, dans cette région du spectre, en dehors de l'absorption, l'atmosphère présente une très grande transparence qui facilite l'observation satellitaire. Entre autres, le contraste entre les propriétés optiques des sols et celles des couverts végétaux est élevé et l'effet de l'environnement est faible.
- Il est aussi souhaitable, lors du passage du capteur aéroporté ou du satellite, d'accompagner les mesures de l'épaisseur optique des aérosols au sol par des mesures spectroradiométriques sur des sites témoins de la réalité terrain pour différents types de végétation urbaine. Ces mesures permettent de connaître avec précision la valeur de l'indice de végétation au sol et d'établir une corrélation entre la réalité terrain et l'information dérivée à partir des images.

- Par ailleurs, il sera aussi recommandable d'évaluer le potentiel du TSARVI dans d'autres domaines d'applications à partir des données issues d'autres capteurs.

Afin d'éviter les problèmes ardu du mélange spectral dans un même pixel dans les milieux hétérogènes et améliorer la précision des indices de végétation une méthode appropriée est requise. Nous recommandons vivement l'utilisation des nouvelles approches basées sur la théorie des ensembles flous ou sur la méthode d'analyse des mélanges de spectres pour développer un indice de végétation qui pourra aller chercher les composantes principales distinctes à l'intérieur de chaque pixel individuel:

- La théorie des ensembles flous a l'avantage de représenter convenablement l'information géographique sur les surfaces hétérogènes, elle permet le passage du binaire (0 ou 1) au continu (0 à 1). En effet, dans un même pixel et indépendamment de la résolution spatiale du capteur, ce passage facilitera la détermination du pourcentage de chacune des classes d'occupation du sol (végétation et sol nu) et d'augmenter le degré d'appartenance à une classe ou une autre. Bien que cette méthode a été mise en oeuvre pour améliorer la classification d'image (Wang, 1990), pourra-t-elle contribuer à l'amélioration du concept des indices de végétation (Raffy, 1994 et 1995; Gregoire et Raffy, 1994) ?.

- Par ailleurs, la méthode d'analyse des mélanges de spectres en vue de décomposer le signal reçu au capteur en composantes propres à chacune des classes d'occupation du sol peut être une avenue très prometteuse dans le domaine des indices de végétation (Smith *et al.*, 1994; Kerdiles et Grondona; 1995).

- Finalement, l'intérêt de l'utilisation des données radar pour la cartographie des couverts végétaux s'est accru ces dernières années avec les données aéroportées du radar SAR. En outre, l'avènement du satellite canadien RADARSAT ouvre une nouvelle page pour la recherche scientifique en télédétection active pour la cartographie de la végétation. Dans cette optique, sera-t-il possible de développer un indice de végétation propre aux données radar ou qui combine les données radar et optiques pour la détection des couverts végétaux indépendamment de tous les effets extérieurs ?.

Références Bibliographiques

- Aase, J. K., Siddoway, F. H. and Millard, J. P. (1984) Spring wheat leaf phytomass and yield estimates from airborne scanner and hand-held radiometer measurements. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 5, p. 771-781.
- Anys, H. (1991) Utilisation des données de télédétection dans un système d'information géographique pour l'étude de l'érosion hydrique du bassin versant d'oued Aricha, (Settat, Maroc). Mémoire de maîtrise en télédétection, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, 100 p.
- Arkin, H. and Colton, R. R. (1963) Tables for statisticians. Barnes and Noble College outline series.
- Ashburn, P. (1978) The vegetative index number and crop identification. The LACIE Symposium, Proceedings of the Technical Session, Houston, Texas, USA, Volume II, p. 843-856.
- Asrar, G., Kanemasu, E. T. and Yoshida, M. (1985) Estimates of leaf area index from spectral reflectance of wheat under different cultural practices and solar angle. *Remote Sensing of Environment*, vol. 17, p. 1-11.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T. and Hatfield, J. L. (1984) Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. Journal*, vol. 76, p. 300-306.
- Badhwar, G. D. (1981) The Use of Parameters to Separate and Identify Spring Small Grains. Quarterly Technical Interchange Meeting, NASA-JSC, Houston, TX, USA.
- Bannari, A., Huete, A. R., Morin, D. and Zagolski, F. (1996a) Effets de la couleur et de la brillance du sol sur les indices de végétation. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, No. 10, p. 1885-1906.
- Bannari, A., Gibson, J. R. and Morin, D. (1996b), The Necessity of Exterior Orientation Parameters for the Rigorous Geometric Correction of MEIS-II Airborne Digital Image. Second International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, San Francisco, California, U.S.A., 24-27 June, vol. III, p. 37-51, et au journal *Remote Sensing Reviews* (Sous presse).
- Bannari, A., Morin, D., Huete, A. R. and Bonn, F. J. (1995a) A Review of Vegetation Indices, *Remote Sensing Reviews*, vol. 13, p. 95-120.
- Bannari, A., Huete, A. R., Morin, D. and Zagolski, F. (1995b) Effets de la couleur et de

- la brillance du sol sur les indices de végétation. 17th Canadian Symposium on Remote Sensing, Saskatoon, Saskatchewan, Canada, vol. I, p. 460-467.
- Bannari, A., Morin, D. et He, D. C. (1995c), Caractérisation de l'environnement urbain à l'aide des indices de végétation dérivés des données de hautes résolutions spatiale et spectrale. 6^{èmes} journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUELF-UREF, Liège, Belgique (sous presse).
- Bannari, A., Morin, D., Bénié, G. B. and Bonn, F. J. (1995d) A Theoretical Review of Different Mathematical Models of Geometric Corrections Applied to Remote Sensing Images, *Remote Sensing Reviews*, vol.13, p. 27-47.
- Bannari, A., D. Morin and He, D. C. (1994) High spatial and spectral resolution remote sensing for the management of the urban environment. First International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, Strasbourg, France, vol. III, p. 247-260.
- Bannari, A., Gibson, J. R., et Morin, D. 1993. Le système GEOCOR pour les corrections géométriques des images MEIS. Actes du 16^{ième} Symposium Canadien sur la télédétection, Sherbrooke, Québec, Canada, p.165-171.
- Baret, F. (1986) Contribution au suivi radiométrique de cultures de céréales. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud Orsay, France, 182 p.
- Baret, F. et Andrieu, B. (1994) Intérêt du moyen infrarouge reflectif pour cartographier la végétation. *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et Télédétection*, N. 136, p. 8-22.
- Baret, F. and Guyot, G. (1991) Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, vol. 35, p. 161-173.
- Baret, F., Jacquemoud, S. and Hanocq, J. F. (1993) The soil line concept in remote sensing. *Remote Sensing Reviews*, vol. 7, N. 1, p. 65-82.
- Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J. (1989a) TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, p. 1355-1358.
- Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J. (1989b) Crop biomass evaluation using radiometric measurements. *Photogrammetria (PRS)*, vol. 43, p. 241-256.
- Baret, F., Guyot, G., Teres, J. M. and Rigal, D. (1988) Profil spectral et estimation de la biomasse. Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing, Aussois, France, p. 93-98.

- Baret, F., Guyot, G., Begue, A., Morel, P. and Podaire, A. (1986) Etude de la complémentarité du moyen infrarouge avec le visible et le proche infrarouge pour le suivi de la végétation. *Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, les Arcs, France, p. 409-412.
- Bariou, R., Lecamus, D. et Henaff, F. (1986) Corrections atmosphériques. Université de Rennes 2, Rennes, France, 116 p.
- Bariou, R., Lecamus, D. et Henaff, F. (1985a) Indices de végétation. Dossiers de télédétection, Centre régional de télédétection, Université de Rennes 2, Rennes, France, 80 p.
- Bariou, R., Lecamus, D. et Henaff, F. (1985b) Réponse spectrale des végétaux. Dossiers de télédétection, Centre régional de télédétection, Université de Rennes 2, Rennes, France, 71 p.
- Bégin, D., Boucher, Y., Brodeur, J., Girard, C., Lapierre, D., Lemieux, J. P. et Gauthier, J. R. R. (1988) Précision géométrique des données SPOT", Actes du Symposium international sur les Applications topographiques des données SPOT, October 13 and 14, Sherbrooke, Québec, Canada, pp.169-180.
- Bishop, Y. M. M., Feinberg, S. E. and Holland, P. W. (1975) Discrete multivariate analysis-theorie and practice, MIT Press, Cambridg, Mass.
- Bonn, F. et Rochon, G. (1992) Précis de télédétection: principes et méthodes (volume 1). Presses de l'Université du Québec (ed.) / AUPELF-UREF, 485 p.
- Bonn, F., Charbonneau, L. et Brochu, R. (1989) Analyse de l'utilisation du sol à partir des données SPOT et TM: aspects méthodologiques. Télédétection en francophonie (Éd.) AUPELF-UREF, Paris, France, p. 83-92.
- Brunelle, J., Cautin, C., Thomson, K. P. B., et Edwards, G. 1990. Évaluation spectrale et texturale des données du capteur MEIS, étude préliminaire de superficies forestières en génération. Actes du 13^{ième} Symposium Canadien de télédétection, Fredericton, NYB, p. 94-97.
- Bullock, P. R. (1992) Operational estimates of western Canadian grain production using NOAA-AVHRR LAC data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 18, N. 1, p. 23-28.
- Caloz, R., Blaser, T. J. et Willemin, G. (1991) Création d'une ortho-image à l'aide d'un modèle numérique d'altitude - Influences des modes de rééchantillonnage radiométrique. Actes des 4^{èmes} journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF-UREF, Montréal, Québec, p. 17-30.

- Campbell, J. B. (1987) Introduction to remote sensing. The Guilford Press, New York, USA, 551 p.
- Carbiener, R. (1986) Espace verts urbains, peri-urbain et qualité de l'air. *Bulletin de la Société Industrielle de Mulhouse*, France, p: 111-129.
- Carnahan, W. H. (1989) Observation of the Adjacency Effect in Thematic Mapper Imagery. *Geocarto International*, No. 2, p: 3-10.
- Cartel (1990) Mesures de l'éclairement solaire pour la correction des effets de l'atmosphère sur les images numériques. Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 19 p.
- Cavayas, F. (1984) Correction radiométrique des effets topographiques sur des images Landsat de territoires forestiers. Thèse de Doctorat, Ph.D, Département de géodésie et photogrammétrie, Université Laval, Québec, Canada, 177 p.
- Chamard, P., Courel, M. F., Ducouso, M., Guénégu, M. C., Le Rhun, J., Levasseur, J. E., Loisel, C. et Togola, M. (1991) Utilisation des bandes spectrales du vert et du rouge pour une meilleure évaluation des formations végétales actives. Actes des 4^{èmes} journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF-UREF, Montréal, Québec, p. 203-209.
- Chance, J. E. (1981) Crop identification and leaf area index calculation with Landsat multispectral data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 2, p. 1-14.
- Chandrasekhar, S. (1960) Radiative Transfer. Dorner Publications Inc., New York, N.Y.
- Charbonneau, L. 1984. Détection des unités d'utilisation et de couverture du sol urbain au moyen d'une simulation SPOT. Mémoire de maîtrise, Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, p. 103.
- Charbonneau, L., Royer, A., Hinse, M., Couloumbe, A. et Lambert, E. 1991. Évaluation de la qualité des biotopes urbains par télédétection. 5^{ème} Colloque International sur les mesures physiques et signatures en télédétection, Courchevel, France, vol. 2, p. 493-496.
- Chartier, L., Côté, P., Hubert, L., Rochon, S., O'Neill, N.T. et Royer, A. (1989) Caractérisation des effets atmosphériques en télédétection satellitaire: modélisation et correction. Comptes rendus du 6^{ème} congrès de L'Association Québécoise de Télédétection, vol. VI, p: 303-312.
- Cherkaoui, O. M. (1991) Étude comparative des images satellites et leur contribution pour la détermination des points d'appui et la compilation des cartes. Thèse de Doctorat

- (Ph.D), Département des sciences géodésiques et télédétection, Université Laval, Québec, Canada, 211 pp.
- Clevers, J. P. W. (1986) The application of a vegetation index in correcting the infrared reflectance for soil background. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Balkema, Rotterdam, Boston, vol. 26, N. 1, p. 221-226.
- C.N.E.S. (1986) Guide des utilisateurs de données SPOT. Centre national d'études spatiales, Toulouse, France, 200 p.
- C.N.E.S. (1976) Problèmes associés à l'orbite. Centre national d'études spatiales, Toulouse, France, 20 p.
- Cohen, J. (1960) A coefficient of agreement for nominal scales. *Education and Psychological Measurements*, vol. 20, N. 1, p. 37-46.
- Collet, K. P. et Abednego, B. (1987) L'évaluation d'un paysage urbain étudié à l'aide d'un indice de végétation. Télédétection satellitaire et espace urbain, *Société géographique de Liège*, Belgique, notes de recherches N. 9, p. 3-16.
- Colwell, R. N. (ed) (1983) Manual of Remote Sensing, 2nd edition. American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Falls Church, Virginia, USA, 2440 p.
- Colwell, J. E. (1974) Grass canopy bidirectional reflectance. *Proceedings of 9th International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, Ann Arbor, USA, p. 1061-1065.
- Condit, H. R. (1970) The spectral reflectance of American Soils. *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol. 36, p. 955-966.
- Congalton, R. G. and Mead, R. A. (1983) A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol. 49, N. 1, p. 69-74.
- Coté, P. (1992) Analyse des facteurs pouvant influencer la caractérisation des aérosols par photométrie solaire. Mémoire de maîtrise ès sciences, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Québec, Canada, 92 p.
- Crist, E. P. and Cicone, R. C. (1984) Application of the tasseled cap concept to simulated thematic mapper data. *Photogrammetric. Eng. and Remote Sensing*, vol. 50, p. 343-352.
- CUM (1989) Carte d'occupation des sols sur l'île de Montréal. Service de la planification du territoire, Communauté Urbaine de Montréal, Montréal, Quebec.
- Cyr, L. (1993) Apport des indices de végétation pour l'évaluation de la couverture du sol en vue d'une modélisation spatiale de l'érosion. Mémoire de maîtrise en

- télédétection, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), Canada, 160 p.
- Daoust, P., Charbonneau, L., Brochu, R. et Bonn, F. (1989) Évaluation de la contribution des points de contrôle géodésiques pour les corrections géométriques d'images SPOT en mode panchromatique. Comptes rendus du sixième congrès de L'Association québécoise de télédétection, CARTEL, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), vol. VI, p. 73-82.
- Dave, J. V. (1980) Effect of Atmospheric Conditions on Remote Sensing of Vegetation Parameters. *Remote Sensing of Environment*, vol. 10, p: 87-99.
- Davis, A. et Royer, A. (1987) Effet de l'environnement dû à la diffusion atmosphérique sur une cible de petite dimension. Comptes rendus du 11^{ième} Symposium Canadien sur la télédétection, Waterloo, Ontario, p: 451-458.
- Deblonde, G. and Cihlar, J. (1993) A multiyear analysis of the relationship between surface environmental variables and NDVI over the Canadian landmass. *Remote Sensing Reviews*, vol. 7, p. 151-177.
- Deering, D. W., Rouse, J. W., Haas, R. H. and Schell, H. H. (1975) Measuring "forage production" of grazing units from Landsat-MSS data. Proceedings of the Tenth International Symposium on Remote Sensing of the Environment. ERIM, Ann Arbor, Michigan, USA, p. 1169-1198.
- Denis, P. (1988) Exploitation des images SPOT à l'Institut Géographique National, Paris, France, Actes du Symposium international sur les Applications topographiques des données SPOT, Sherbrooke, Québec, Canada, p.27-34.
- Deschamps, P. Y., Duhaut, P., Rouquet, M.C. et Tanré, D. (1984) Mise en évidence, analyse et correction des effets atmosphériques sur des données multispectrales de Landsat ou SPOT. Comptes rendus du 11^{ième} Colloque International des Signatures Spectrales d'Objets en Télédétection, Bordeaux, France, p: 709-722.
- Deschamps, P. Y., Herman, M., Tanré, D., Rouquet, M.C. et Durpaire, J.P. (1982) Effets atmosphériques et évaluation du signal pour des instruments optiques de télédétection. *ESA Journal*, vol. 6, p: 233-246.
- Deschamps, P. Y., Herman, M. et Tanré, D. (1981) Influence de l'atmosphère en télédétection des ressources terrestres: Modélisation et possibilités de correction. Colloque de la Société Internationale de Photogrammétrie et de Télédétection, Avignon, France, p: 543-558.
- Devereux, B. J., Fuller, R. M., Cartier, L. and Parasall, R. J. (1990) Geometric

- Correction of Airborne Scanner Imagery by Matching Delaunay Triangles, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, No. 12, p.2237-2251.
- Duhaut, P. (1985) Influence de l'atmosphère sur les mesures satellitaires: Simulation et inversion. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'optique atmosphérique, Université des sciences et techniques de lille, France, 180 p.
- Elvidge, C. D. and Lyon, J. P. (1985) Influence of rock-soil spectral variation on the assessment of green biomass. *Remote Sensing of Environment* 17: 265-279.
- Escadafal, R. (1993) Remote sensing of soil color: principles and applications. *Remote Sensing Reviews*, vol. 7, p. 261-279.
- Escadafal, R. (1989a) Remote sensing of arid soil surface color with Landsat Thematic Mapper. *Adv Space Res*, vol. 9, N. 1, p. 1159-1163.
- Escadafal, R. (1989b) Caractérisation de la surface des sols arides par observations de terrain et par télédétection. Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Paris VI, Paris, France, 317 p.
- Escadafal, R. et Huete, A. R. (1991) Étude des propriétés spectrales des sols arides appliquée à l'amélioration des indices de végétation obtenus par télédétection. *CR Acad Sci Paris*, vol. 312, N. 2, p. 1385-1391.
- Escadafal, R., Huete, A. R. and Post, D. (1990) Estimating soil spectral properties (visible and NIR) from color and roughness field data. *Proceedings of the 23rd International Symposium on Remote Sensing of Environment*, Bangkok, Thailand.
- Escadafal, R., Girard, M. C. and Courault, D. (1989) Munsell soil color and soil reflectance in the visible spectral bands of Landsat MSS and TM data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 27, p. 37-46.
- Estes, J. E., Hajic, E. J. and Tinney, L. R. (1983) Fundamentals of Image Analysis : Analysis of visible and thermal infrared data. Chapter 24, Manual of Remote Sensing (Colwell, R. N (ed)), American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Falls Church, Virginia, USA, p. 987-1118.
- Fleiss, J. L., Cohen, J. and Everitt, B. S. (1969) Large sample standard errors of Kappa and weighted Kappa. *Psychological Bulletin*, vol. 72, N. 5, p. 322-327.
- Forster, B. (1983) Some Urban Measurements from Landsat data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 49, p. 1693-1707.
- Franklin, J. and Turner, L. (1992) The applications of a geometric optical canopy reflectance model to semiarid shrub vegetation. *IEEE Transactions on Geoscience*

- and Remote Sensing*, vol. 30, p. 293-301.
- Fraser, R. S. and Kaufman, Y. J. (1985) The relative importance of scattering and absorption in remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 23, p. 625-633.
- Freiberger, W. F. (ed.) (1960) *The International Dictionary of Applied Mathematics*. Van Nostrand, Princeton, N.J, 412 p.
- Fung, T. and Ledrew, E. (1988) The determination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy indices. *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol. 54, N. 10, p. 1449-1454.
- Gauthier, R. P. (1992) Radiometric Correction of Airborne Multispectral Scanner Data. Canada Centre for Remote Sensing, Data Acquisition Division, Ottawa, Ontario, Canada, 7 p.
- Ghosh, K. S. (1988) *Analytical Photogrammetry*, 2nd ed. Pergamon Press, New York, USA, 308 p.
- Gibson, J. R. (1994) Photogrammetric Calibration of Digital Electro-optical Stereo Imaging System, *Geomatica*, vol. 48, No. 2, p. 95-109.
- Gibson, J. R. (1984) Processing stereo imagery from line imagers, *Proceedings of the 9th Canadian Symposium on Remote Sensing*, p.471-487.
- Gibson, J. R., Buchheit, M. and Hak, L. (1992) Precise Geometric Processing of Stereo MEIS Imagery. Canada Centre for Remote Sensing, Data Acquisition Division, Ottawa, 10 p.
- Gibson, J. R., O'Neill, R. A., Neville, R. A., Till, S. M. and McColl, W. D. (1983) A Stereo Electro-optical Line Imager for automated Mapping. *Proceedings of the 6th International Symposium on Automated Cartography*, Ottawa, Ontario, Canada, Vol. II, p.165-176.
- Gibson, J. R., Dow, A. J. and Masry, S. E. (1981) Adjustment of Position Using Inertial Navigation Systems. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 47, No. 2, p. 185-192.
- Gond, V. and Phulpin, T. (1990) Analyse des variations temporelles du NDVI à partir d'un radiomètre aéroporté à haute résolution. *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et Télédétection*, N. 120, p. 27-31.
- Guyot, G. (1989) Signatures spectrales des surfaces naturelles. *Télédétection satellitaire*, tome 5. Paradigme, Caen, France, 165 p.
- Guyot, G. et Baret, F. (1989) La haute résolution spectrale. *Comptes rendus du 6ème*

- Congrès de l'Association Québécoise de Télédétection , p. 197-209.
- Guyot, G. et Baret, F. (1988) Utilisation de la haute résolution spectrale pour suivre l'état des couverts végétaux. *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Aussois, France, p. 279-286.
- Guyot, G. (1984) Caractérisation spectrale des couverts végétaux dans le visible et le proche infra-rouge; application à la télédétection. *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, N. 95-3, p. 5-22.
- Hansen, J. E. and Travis, L.D. (1974) Light scattering in planetary atmosphere. *Space Science Review*, vol. 16, p: 527-610.
- Hay, C. M., Kuretz, C. A., Odenweller, J. B., Scheffner, E. J. and Wood, B. (1979) Development of AI procedures for dealing with the effects of episodal events on crop temporal spectral response. AgRISTARS SR-B9-00434, Contract NASA 9-14565.
- Heilman, J. L. and Kress, M. R. (1987) Effects of vegetation on spectral irradiance at the soil surface. *Agron. Journal*, N. 79, p. 765-768.
- Holben, B. N. (1986) Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 7, p. 1417-1434.
- Holben, B. N. and Fraser, R. S. (1984) Red and near-infrared sensor response to off-nadir viewing. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 5, p. 145-160.
- Holben, B. N. and Justice, C. O. (1981) An examination of spectral band ratioing to reduce the topographic effect on remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 2, p. 115-133.
- Holben, B. N., Kaufman, Y.J. and Kendall, J. D. (1990) NOAA-11 AVHRR visible and near-IR inflight calibration. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, N. 8, p. 1511-1519.
- Holben, B. N., Kimes, D. and Fraser, R. S. (1986) Directional reflectance response in AVHRR red and near-infrared bands for three cover types and varying atmospheric conditions. *Remote Sensing of Environment*, vol. 19, N. 213-236.
- Huete, A. R. (1989) Soil influences in remotely sensed vegetation-canopy spectra. *Theory and Applications of Optical Remote Sensing* (G. Asrar eds.), Wiley, Washington, USA, p. 107-141.
- Huete, A. R. (1988) A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, vol.25, p. 295-309.
- Huete, A. R. (1987) Soil and sun angle interactions on partial canopy spectra.

- International Journal of Remote Sensing*, vol. 8, p. 1307-1317.
- Huete, A. R. (1985) Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment*, vol. 17, p. 37-53.
- Huete, A. R. (1984) Soil spectral effects on vegetation discrimination. Ph. D. Thesis, Department of Soils, Water and Engineering; University of Arizona, USA, 208 p.
- Huete, A. R. and Tucker, C. J. (1991) Investigation of soil influences in AVHRR red and near-infrared vegetation index imagery. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 12, N. 6, p. 1223-1242.
- Huete, A. R. and Jackson, R. D. (1987) Suitability of spectral indices for evaluating vegetation characteristics on arid rangelands. *Remote Sensing of Environment*, vol. 23, p. 213-232.
- Huete, A. R., Justice, C. and Liu, H. (1994a) Development of Vegetation and Soil Indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, vol. 49, p. 224-234.
- Huete, A. R., Liu, H., de Lira, G.R., Batchily, K. and Escadafal, R. (1994b) A Soil Color Index to Adjust for Soil and Litter Noise in Vegetation Index Imagery of Arid Regions. Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'94, Pasadena, California USA, Vol. II, p. 1042-1043.
- Huete, A. R., Jackson, R. D. and Post, D.F. (1985) Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment*, vol. 17, p. 37-53.
- Huete, A. R., Post, D. F. and Jackson, R. D. (1984) Soil spectral effects on 4-space vegetation discrimination. *Remote Sensing of Environment*, vol. 15, p. 155-165.
- IAURIF (1987) Cultures Changement d'affectation du sol et télédétection spatiale: le cas de région d'Île-de-France. Institut d'Aménagement et d'Urbanisme de la Région d'Île-de-France, Paris, France, p. 99.
- IAURIF (1986) Mesurer la végétation urbaine par télédétection: du satellite au terrain. Institut d'Aménagement et d'Urbanisme de la Région d'Île-de-France, Paris, France, p. 90.
- Iqbal, M. (1983) An Introduction to Solar Radiation. Academic Press, Tronto, 390 p.
- Jackson, R.D. (1986) Spectral response of architecturally different wheat canopies. *Remote Sensing of Environment*, vol. 20, p. 43-56.
- Jackson, R. D. (1983) Spectral indices in n-space. *Remote Sensing of Environment*, vol. 13, p. 409-421.
- Jackson, R. D. and Huete, A. R. (1991) Interpreting vegetation indices, *Preventive*

- Veterinary Medicine*, Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, N. 11, p. 185-200.
- Jackson, R. D., Pinter, P. J., Paul, J. and Reginato, R. J. (1985) Net radiation calculated from remote multispectral and ground station meteorological data. *Agric. For. Meteorol.*, N. 35, p. 153-164.
- Jackson, R. D., Slater, P. N. and Pinter, P. J. (1983a) Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmospheres. *Remote Sensing of Environment*, N. 13, p. 187-208.
- Jackson, R. D., Slater, P. N. and Pinter, P. J. (1983b) Adjusting the Tasselled-cap Brightness and Greenness Factors for Atmospheric Path Radiance and Absorption on a Pixel by Pixel Basis. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 4, N. 2, p. 313-323.
- Jackson, R. D., Pinter, P. J., Paul, J., Reginato, R.J., Robert, J. and Idso, S. B. (1980) Hand-held radiometry. *Agricultural Reviews and Manuals ARM-W-19*. Oakland, California: U.S. Department of Agriculture, Science and Education Administration.
- Jackson, R. D., Pinter, P. J., Idso, S. B. and Reginato, R.J. (1979) Wheat spectral reflectance: interaction between crop configuration, sun elevation and azimuth angle. *Applied Optics*, N. 18, p. 3730-3732.
- Kaufman, Y. J. (1988) Atmospheric effects on spectral signature measurements and corrections. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 26, N. 4, p. 441-450.
- Kaufman, Y. J. (1988) Solution of the equation of radiative transfert for remote sensing over nonuniform surface reflectivity. *J. Geophys. Res.*, N. 81, p. 4137-4147.
- Kaufman, Y. J. (1984) Atmospheric effects on remote sensing of surface reflectance. *SPIE Remote Sensing*, N. 475, p. 20-33.
- Kaufman, Y. J. and Holben, B. N. (1993) Calibration of the AVHRR visible and near-IR bands by atmospheric scattering, ocean glint and desert reflection. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, N. 1, p. 21-52.
- Kaufman, Y. J. and Tanré, D. (1992) Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, N. 2, p. 261-270.
- Kaufman, Y. J. and Sendra, C. (1988) Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near-IR satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*,

- vol. 9, N. 8, p. 1357-1381.
- Kaufman, Y. J. and Fraser, R. S. (1984) The Atmospheric effect on classification of finite fields. *Remote Sensing of Environment*, vol. 15, p: 95-118.
- Kauth, R. J. and Thomas, G. S. (1976) The tasselled cap - a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. *Procs, Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, West Lafayette, Indiana, p. 41-51.
- Kauth, R. J., Lambeck, P. F., Richardson, W., Thomas, G. S. and Pentland, A. P. (1979) Feature extraction applied to agricultural crops as seen by Landsat. *Proceedings of the LACIE Symposium*, Johnson Space Center (NASA), Houston, Texas, USA, p. 705-721.
- Kerdiles, H. et Grondona, M. O. (1995) NOAA-AVHRR NDVI decomposition and subpixel classification using linear mixing in the Argentinean Pampa. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 16, N. 7, p. 1303-1325.
- Kerr, Y. H., Imbernon, J., Dedieu, G., Hautecoeur, O., Lagouarde, J. and Seguin, B. (1989) NOAA AVHRR and its uses for rainfall and evapotranspiration monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 10, p. 847-854.
- Kollenkark, J. C., Vanderbilt, V. C., Bauer, M. E. and Housley, T. L. (1982) Effect of cultural practices on agronomic and reflectance characteristics for soil brightness. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, N. 5, p. 751-758.
- Kong, X. N. et Madjar, D. V. (1988) Effet de la résolution spatiale sur des propriétés statistiques des images satellites: une étude de cas. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 9, N. 8, p. 1315-1328.
- Labonté, M., Bonn, F., Lemieux, G. H. et Daoust, G. (1987) Évaluation préliminaire des données du capteur MEIS-II pour la cartographie des surfaces forestières en régénération naturelle après exploitation. *Actes du 11^{ième} Symposium Canadien de télédétection*, Waterloo, p.239-245.
- Lautenschlager, L. F. and Perry, C. R. (1981a) An Empirical, Graphical and Analytical Study of the Relationship Between Vegetation Indices. Lyndon . B. Johnson Space Center (eds.) (NASA), Houston, Texas, USA.
- Lautenschlager, L. F. and Perry, C. R. (1981b) Comparison of Vegetation Indices Based on Satellite-Acquired Spectral Data. American Statistical Association, *Proceedings of the Section on Survey Research Methods*, Michigan, USA, p. 77-82.

- Lee, T. Y. and Kaufman, Y. J. (1986) Non-lambertian effects on remote sensing and vegetation index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. GE-24, p. 699-707.
- Leroy, M.M. (1988) Modèle des systèmes de mesure imageurs optiques. Centre National d'Étude Spatiales, Toulouse, France, 53p.
- Linders, J. and McColl, W. D. (1993) Large Scale Mapping: The Multispectral Airborne Solution, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. LIX, No. 2, p. 169-175.
- Major, D. J., Baret, F. and Guyot, G. (1990) A ratio vegetation index adjusted for soil brightness. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, N. 5, p. 727-740.
- Malila, W. A. and Anderson, D. M. (1986) Satellite Data Availability and Calibration Documentation for Land Surface Climatology Studies. Final Report, NASA, Contract, NAS5-28715.
- Markham, B. L. and Barker, J. L. (1986) Landsat MSS and TM Post-Calibration Dynamic Ranges, Exoatmospheric Reflectances and At-Satellite Temperatures. EOSAT, Landsat Technical Notes, NASA / Goddard Space Flight Centre Greenbelt, MD 20771, USA.
- Marceau, J. D., Howarth, P. J. et Gratton, D. J. (1991) Le problème d'échelle et de l'agrégation spatiale en télédétection. Actes des 4^{èmes} journées scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUPELF-UREF, Montréal, Québec, p. 321-334.
- Marceau, D. J., Howarth, P. J., Dubois, J-M. M. and Graton, D. J. (1990) Evaluation of the Grey-Level Co-Occurrence Matrix Method For Land-Cover Classification Using SPOT Imagery. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28, N. 4, p. 513-519.
- Masson, P. (1991) Étude d'algorithmes de classification contextuelle et application à la segmentation d'images satellite. Thèse de doctorat, University de Bretagne Occidentale, France, 199 p.
- Masson (1986) Statistique appliquée a l'exploitation des mesures. Commission d'établissement des méthodes d'analyses du Commissariat à l'énergie atomique, Paris, France.
- McColl, W. D., Till, S. M. and Neville, R. A. (1984) MEIS II Operational Sensor for Multidisciplinary Applications, Proceedings of the 9th Canadian Symposium on Remote Sensing, p. 497-501.
- McNairn, H. and Protz, R. (1993) Mapping corn residue cover on agricultural fields in

- Oxford County, Ontario, using Thematic Mapper. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 19, N. 2, p. 152-159.
- Mikhail, E. M. (1976) Observations and Least Squares. University Press of America, D.C.
- Misra, P. N., Wheeler, S. G. and Oliver, R. E. (1977) Kauth-Thomas brightness and greenness axes. Contract NASA 9-14350, RES 23-46.
- Nelson, R. F. (1983) Detecting forest canopy changes due to insect activity using Landsat MSS. *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol. 49, N. 9, p. 1303-1314.
- Neville, R. A., Gauthier, R.P., Schwarz, J. W. and Till, S.M. (1990) Calibration of the MEIS Multispectral Imager. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, p: 305-310.
- Nicholson, S. E., Davenport, M. L. and Malo, A. D. (1990) A comparison of the vegetation response to rainfall in the Sahel and East Africa, using NDVI from NOAA AVHRR. *Climate Change*, vol. 17, p. 209-214.
- Novak, K. (1992) Rectification of Digital Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 58, N. 3, p. 339-344.
- O'Neill, N.-T. and Miller, J. R. (1977) Interpretation of Airborne Spectral Reflectance Measurements over Georgian Bay. *Remote Sensing of the Environment*, vol. 6, p. 183-200.
- Pearson, R. L. and Miller, L. D. (1972) Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado. Proceedings of the 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment, II, p. 1355-1379.
- Perry, C. R. and Lautenschlager, L. F. (1984) Functional equivalence of spectral vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, vol. 14, p. 169-182.
- Pinty, B. and Verstraete, M. M. (1992a) GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio*, vol. 101, p. 15-20.
- Pinty, B. and Verstraete, M. M. (1992b) On the design and validation of surface bidirectional reflectance and albedo models. *Remote Sensing of the Environment*, vol. 41, p. 155-167
- Pitts, D. E., McAllum, W. E. and Dillinger, A. E. (1974) The effect of atmospheric water vapor on automatic classification of ERTS data. Proceedings of the Ninth International Symposium on Remote Sensing of the Environment, ERIM, Ann

- Arbor, Michigan, USA, p. 483-497.
- Plummer, S. E., North, P. R. and Briggs, S. A. (1994) The angular vegetation index: an atmospherically resistant index for the second along track scanning radiometer (ATSR-2). Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Val d'Isère, France, p. 717-722.
- Price, J. C. (1987) Calibration of satellite radiometers and comparison of vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, vol. 21, p. 15-27.
- Prince, S. D. and Tucker, C. J. (1986) Satellite remote sensing of rangelands in Botswana. II. NOAA AVHRR and herbaceous vegetation. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 7, p. 1555-1570.
- Prodi, F., Leviazzani, V., Sentimenti, M., Colombo, T., Cundari, V., Zanzu, T. and Juliano, V. (1984) Measurements of atmospheric turbidity from a network of sun-photometres in Italy during Alpex. *Journal of Aerosol Sciences*, vol. 15, p: 595.
- Qi, J. (1993) Compositing multitemporal remote sensing data. Ph. D dissertation, Department of Soil and Water Science, University of Arizona, Arizona, USA, 200 p.
- Qi, J., Chehbouni, A. , Huete, A.R., Kerr, Y.H. and Sorooshian, S. (1994a) A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, vol. 47, p.1-25.
- Qi, J., Kerr, Y. and Chehbouni, A. (1994b) External Factor Consideration in vegetation Index Development. Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Val d'Isère, France, p. 723-730.
- Qi, J., Huete, A. R., Moran, M. S., Chehbouni, A. and Jackson, R. D. (1993) Interpretation of vegetation indices derived from multi-temporal SPOT images. *Remote Sensing of Environment*, vol. 44, p. 89-101.
- Qi, J., Moran, M. S., Huete, A. R., Jackson, R. D. and Chehbouni, A. (1991) View-atmosphere-soil effect on vegetation indices derived from SPOT images. Proceedings of the 5th International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France, vol. 2, p. 785-790.
- Raffy, M. (1995) Quantification de surfaces, résolution spatiale et ensembles flous. Groupement Scientifique et Télédétection Spatiale, GSTS, Strasbourg, France, 5p.

- Raffy, M. (1995) Heterogeneity and change of scale in models of remote sensing, spatialization of multispectral models. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, No. 12, p. 2359-2380.
- Gregoire, C. and Raffy, M. (1994) A Spatialized APAR for heterogeneous pixels. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, No. 12, p. 2393-2401.
- Rao, V. R., Brach, E. J. and Mack, A. R. (1979) Bidirectional reflectance of crops and the soil contribution. *Remote Sensing of Environment* 8: 115-125.
- Richards, J. A. (1986) *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer-Verlag, New York, 274 p.
- Richardson, A. J. and Wiegand, C. L. (1977) Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 43, N. 12, p. 1541-1552.
- Robinov, C. J. (1982) Computation with physical values from Landsat digital data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 48, No. 5, p: 781-784.
- Rochon, G. (1982) Traitement numérique des images de télédétection. Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), Canada, 7 p.
- Rosenfield, G. H. and Fitzpatrick-Lins, K. (1986) A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol. 52, N. 2, p. 223-227.
- Rouquet, M. C. (1984) Correction de l'influence de l'atmosphère sur des données acquises en télédétection des ressources terrestres. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Université des sciences et techniques de Lille, France, 113 p.
- Rouse, J. W., Haas, R. W., Schell, J. A., Deering, D. W. and Harlan, J. C. (1974) Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA / GSFCT Type III Final Report, Greenbelt, Maryland, USA, 164 p.
- Rouse, J. W. (1973) Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA / GSFCT Type II Report, Greenbelt, Maryland, USA.
- Rouse, J. W. (1972) Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA / GSFCT Type I Report, Greenbelt, Maryland, USA.
- Royer, A., A. Davis., et N. T. O'Neill., 1988a. Analyse des effets atmosphériques dans

- les images HRV de SPOT. *Journal canadien de télédétection*, vol. 14, No. 2, p: 80-91.
- Royer, A., N. T. O'Neill., A. Davis., and L. Hubert., 1988b. Comparative of radiative transfer models used to determine atmospheric optical parameters from space. *Proceedings SPIE*, Orlando, Florida, USA, p: 118-135.
- Slama, C. C (ed). (1980) *Manual of Photogrammetry (4nd ed)*, American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Falls Church, Virginia, USA, The Sheridan Press.
- Salamonowicz, P. H. (1986) Satellite Orientation and Position for Geometric Correction of Scanner Imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 52, No. 4, p. 491-499.
- Schowengerdt, R. A. (1983) Techniques for image processing and classification in remote sensing. Academic Press, New York, 249 pages.
- Sellers, P. J. (1985) Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 6, p. 1335-1372.
- Shaw, G. E. (1983) Sun Photometry. *American Meteorological Society*, vol. 64, No. 1, p: 1-10.
- Singh, A. (1986) Change detection in the tropical forest environment of northeastern India using Landsat. *Remote Sensing and Tropical Land Management* (Eden, M.J and Parry, J.T eds.), John Wiley and Son, Chichester, p. 237-254.
- Slama, C. C. (ed) (1980) *Manual of Photogrammetry (4nd ed)*, American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Falls Church, Virginia, USA, The Sheridan Press.
- Slater, P. N. (1985) A Review of Some Radiometric Problems in Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. ?????
- Slater, P. N. (1980) *Remote Sensing: Optics and Optical Systems*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, USA.
- Smith, M. O., Adams, J. B. and Sabol, D. E. (1994) Spectral Mixture Analysis - New Strategies for the Analysis of Multispectral Data. in J. Hill and J. Mégier (eds), *Imaging Spectrometry - a Tool for Environmental Observations*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, p. 125-143.
- Story, M. and Congalton, R. G. (1986) Accuracy assessment : a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote sensing*, vol. 52, N. 3, p. 397-399.
- Suits, G. H. (1972) The calculation of the directional reflectance of a vegetation canopy.

Remote Sensing of Environment, vol. 2, p. 117-125.

- Tanré, D. (1988) Simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire. Télédétection Spatiale: Aspects physiques et modélisation. École d'Été, C.N.E.S, p: 531-547.
- Tanré, D. (1982) Interaction rayonnement-aérosols: applications à la télédétection et au calcul du bilan radiatif. Thèse de Doctorat d'État, Laboratoire d'optique atmosphérique, Université des sciences et techniques de Lille, France, 258 p.
- Tanré, D., C. Deroo., P. Duhaut., M. Herman., J. J. Morcrette., J. Perbos., and P. Y. Deschamps. (1990) Description of a computer code to simulate the satellite signal in the solar spectrum: the 5S code. *International. J. of Remote Sensing*, vol. 11, No. 4, p: 659-668.
- Tanré, D., Deschamps, P.Y., Duhaut, P. and Herman, M. (1987) Adjacent effect produced by the atmospheric scattering in thematic mapper data. *JGR*, 92, p: 12000-12006.
- Tanré, D., Deroo, C., Dahaut, P., Herman, M. and Morcrette, J. J. (1985) Effets atmosphériques en télédétection, logiciel de simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire. Proceedings of the 3rd International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing, Les Arcs, France, p. 315-319.
- Tanré, D., Herman, M., Deschamps, P. Y. and de Leffe, A. (1981) Influence of the background contribution upon space measurements of ground reflectance. *Applied Optics*, vol. 20, No. 20, p: 3676-3684.
- Tanré, D., Herman, M., Deschamps, P. Y. and de Leffe, A. (1979) Atmospheric modeling for space measurements of ground reflectances, including bidirectional properties. *Applied Optics*, vol. 18, No. 21, p: 3587-3594.
- Teillet, P. M., Staenz, K. and Williams, D. J. (1994) Effects of spectral and spatial resolution on NDVI. Canada Centre for Remote Sensing, Ottawa, Ontario, Canada, 10 p.
- Teillet, P. M. and Santer, R. P. (1991) Terrain Elevation and Sensor Altitude Dependence in a Semi-Analytical Atmospheric Code. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 17, No.1, p. 36-44.
- Thompson, D. R. and Wehmanen, O. A. (1980) Using Landsat digital data to detect moisture stress in corn-soybean growing regions. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 46, p. 1087-1093.
- Till, S. M. (1984) Le MEIS II capteur électro-optique multispectral aéroporté, Atelier MEIS, Camsell Hall, Ottawa, Ontario, Canada. April 4 and 5, 15 p.

- Till, S. M., Neville, R. A., McColl, W. D. and Gauthier, R. P. (1986) The MEIS II Pushbroom Imager- Four Years of Operation Progress in Imaging Sensors, Proceedings of the ISPRS Symposium, Stuttgart, September 1-5, p.247-253.
- Till, S. M., McColl, W. D. and Neville, R. A. (1983) Developement, Field Performance and Evaluation of the MEIS II Multi-detector Electro-optical Imaging Scanner, Proceedings of the 17th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Ann Arbor, Michigan, May 9-13, p.1137-1146.
- Townshend, J. R. G. and Justice, C. O. (1986) Analysis of the dynamics of African vegetation using the normalized difference vegetation index. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 7, p. 1435-1445.
- Tucker, C. J. (1979) Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, vol. 8, p. 127-150.
- Tucker, C. J. (1978) A Comparison of Satellite Sensor Bands for Vegetation Monitoring. *Remote Sensing of Environment*, vol. 44, N. 11, p. 1369-1380.
- Tucker, C. J. and Sellers, P. J. (1986) Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 7, p. 1395-1416.
- Tucker, C. J. and Miller, L. D. (1977) Soil spectra contributions to grass canopy spectral reflectance. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 43, N. 8, p. 721-726.
- Turner, R. E. and Spencer, M. M. (1972) Atmospheric model for correction Spacecraft data. Proceedings of the Eighth International Symposium on Remote Sensing of Environment, Ann Arbor, Michigan, USA, p: 895-934.
- Turner, R. E., Malila, W. A. and Nalepka, R. F. (1971) Importance of atmospheric scattering in remote sensing, or everything you've always wanted to know about atmospheric scattering but were afraid to ask. Proceedings of the Seventh International Symposium on Remote Sensing of Environment, Ann Arbor, Michigan, USA, vol. III, p: 1651-1683.
- Verstraete, M. M. and Pinty, B. (1991) The potential contribution of satellite remote sensing to the understanding of arid land processes. *Vegetatio*, vol. 91, p. 59-72.
- Wang, L. et He, D. C. (1991) Un nouvel algorithme de classification non dirigée. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 12, p. 2439-2444.
- Welch, R. (1982) Spatial Resolution Requirement for Urban Studies, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 6, No. 2, p. 139-157.
- Wheeler, S. G., Misra, P. N. and Holmes, A. Q. (1976) Linear dimensionality of Landsat

agricultural data with implications for classifications. Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, LARS, Purdue University, Indiana.

- Wiegand, C. L. and Richardson, A. J. (1982) Comparisons among a new soil index and other 2 and 4 dimensional vegetation indices. Technical papers of the American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Denver, Colorado, USA, p. 210-227.
- Wilson, D. A. (1986) The Role of Remote Sensing in the Canada Land Use Monitoring Program (CLUMP), Proceedings of the 10th Canadian Symposium on Remote Sensing, May 5-8, Edmonton, Alberta, Canada, p.947-956.
- Yazdani, R., Ryerson, A. R. and Derenyi, E. (1981) Vegetation change detection in an area - a simple approach for use with geo-data base. Proceedings of the 7th Canadian Symposium on Remote Sensing, Winnipeg, Manitoba, Canada, p. 88-92.

Annexe 1

Schéma des distorsions dans l'image causées par l'effet du roulis

L'erreur causée par le roulis peut être calculée par la formule suivante :

$$dy = H_n (1 + y^2 / h^2) d\omega$$

où

$d\omega$: l'angle de roulis en radian.

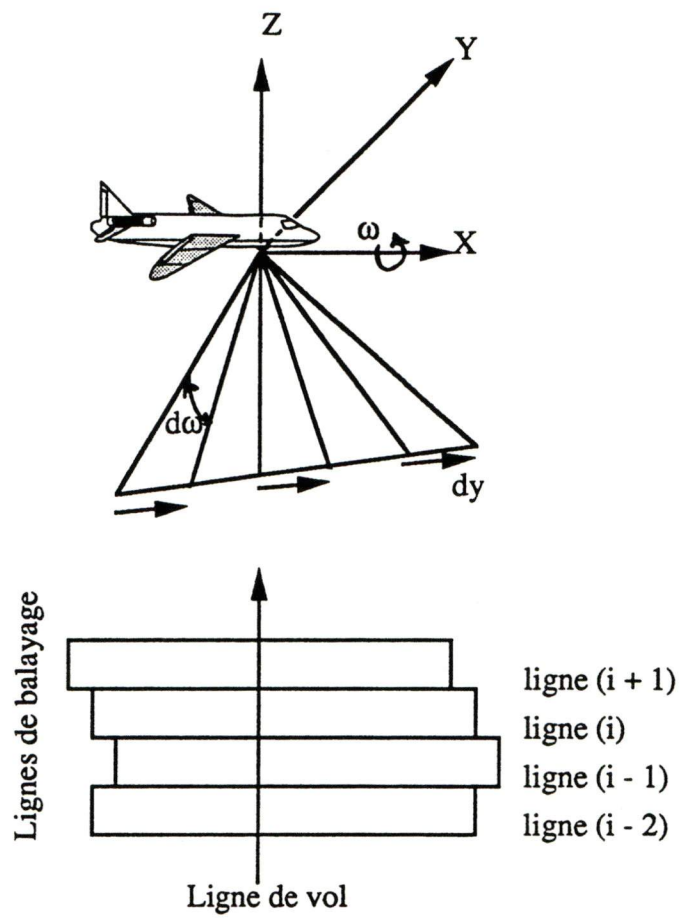


Schéma des distorsions dans l'image causées par l'effet du tangage

L'erreur causée par le "tangage" peut être calculée par la formule suivante :

$$dx = H_n d\phi$$

où

$d\phi$: l'angle de tangage en radian,

H_n : l'altitude nominale de l'avion par rapport à la surface de la terre.

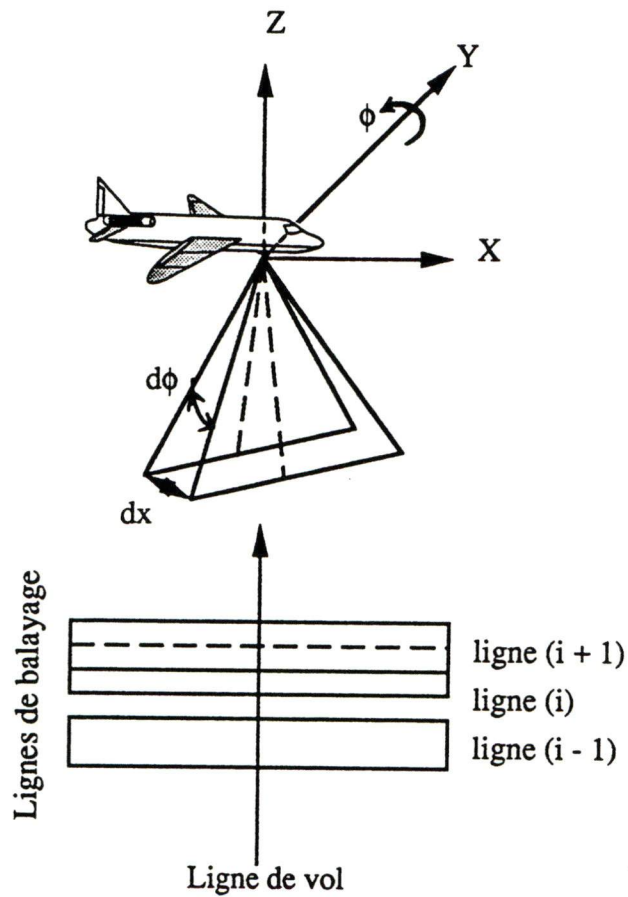


Schéma des distorsions dans l'image causées par l'effet du lacet

La formule suivante permet de calculer l'erreur causée par le "lacet" :

$$dx = y d\chi \quad \text{et} \quad dy = x d\chi$$

où

dx : l'effet de lacet selon l'axe des X,

dy : l'effet de lacet selon l'axe des Y,

y : la demi-longueur d'une ligne de balayage,

$d\chi$: l'angle de lacet en radian.

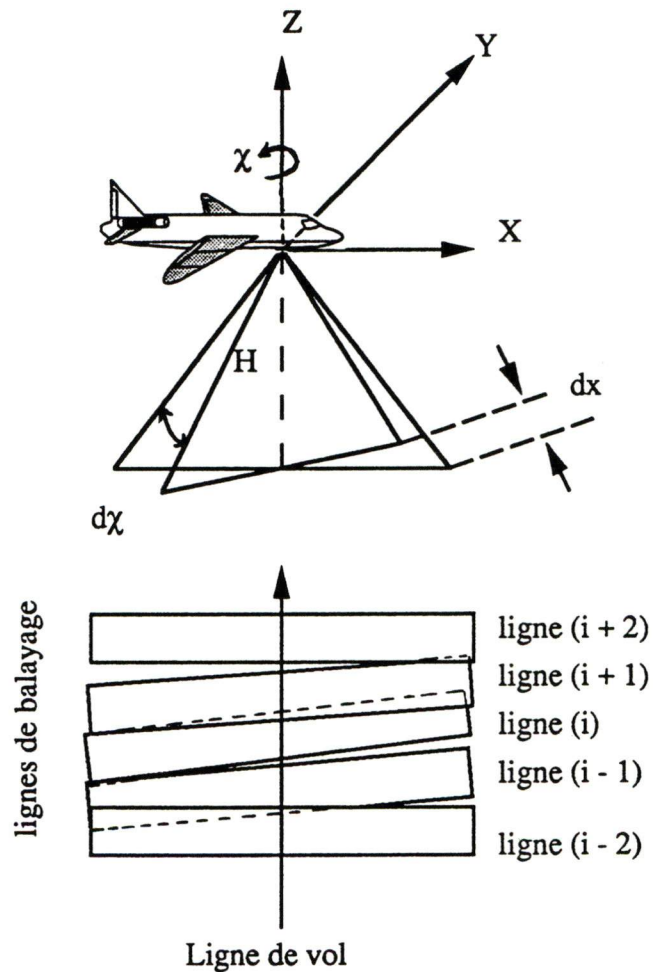


Schéma des distorsions dans l'image causées par l'effet de la variation d'altitude

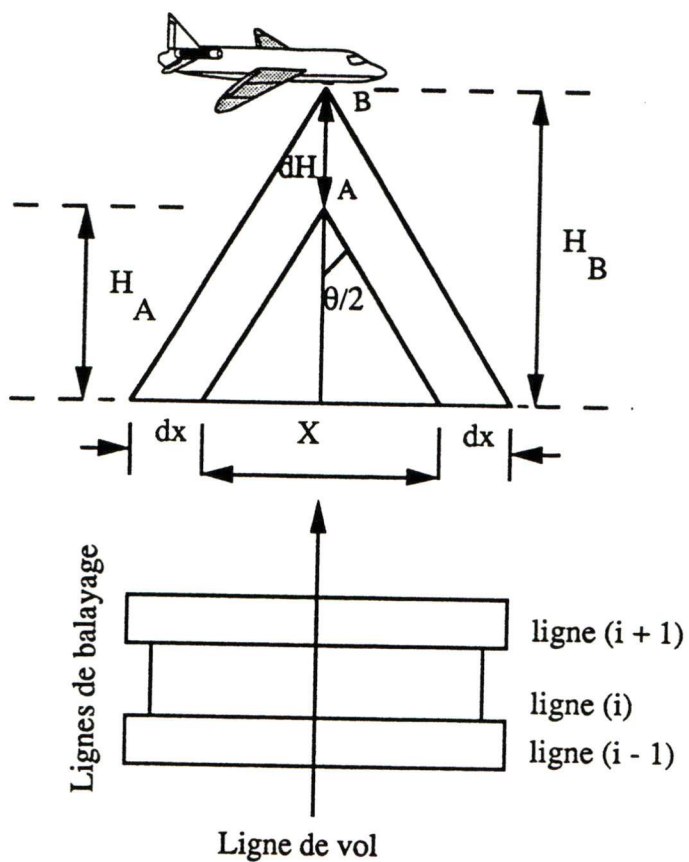
L'erreur causée par l'effet de la variation d'altitude peut être calculée par la formule suivante :

$$dx = 2 dH \operatorname{tg}(\theta / 2)$$

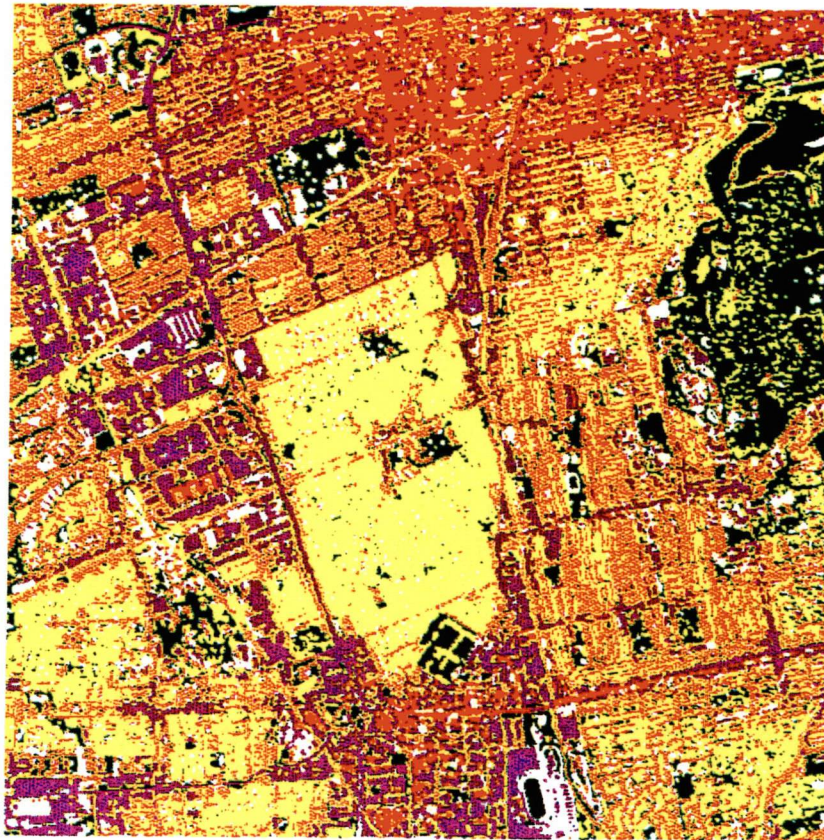
où

dH : la variation d'altitude de l'avion,

θ : l'angle de balayage.

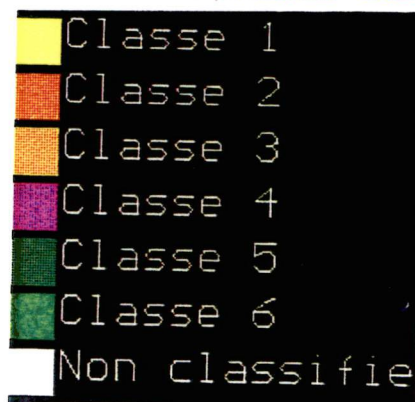


Annexe 2



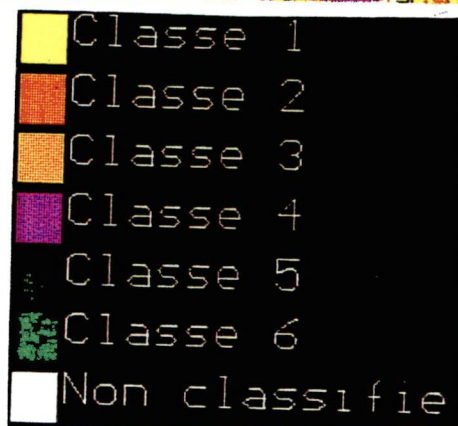
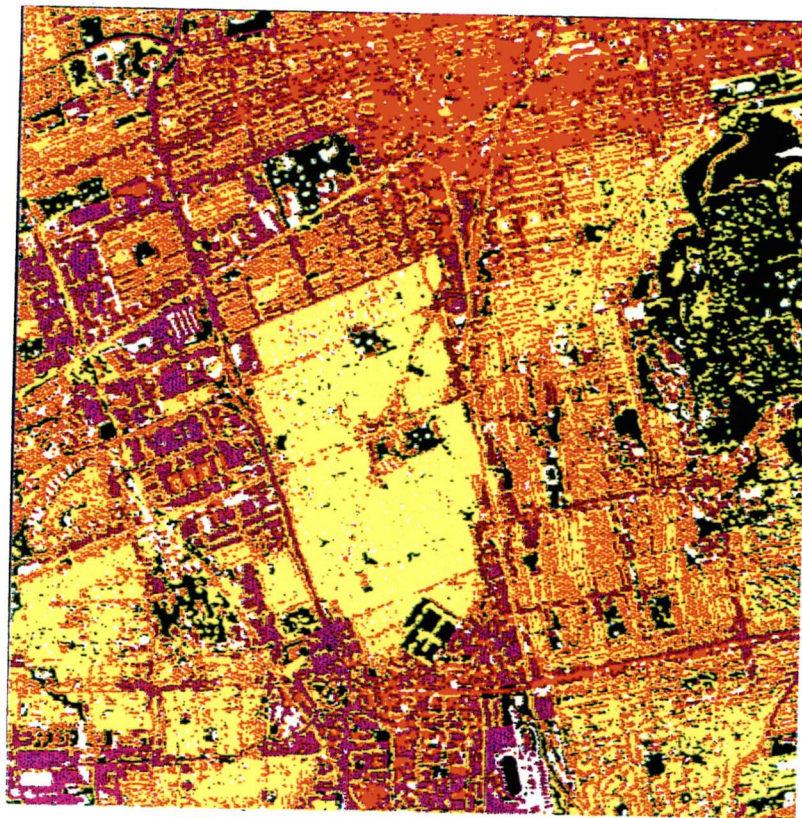
Classification I : Bandes spectrales

(MEIS-II)

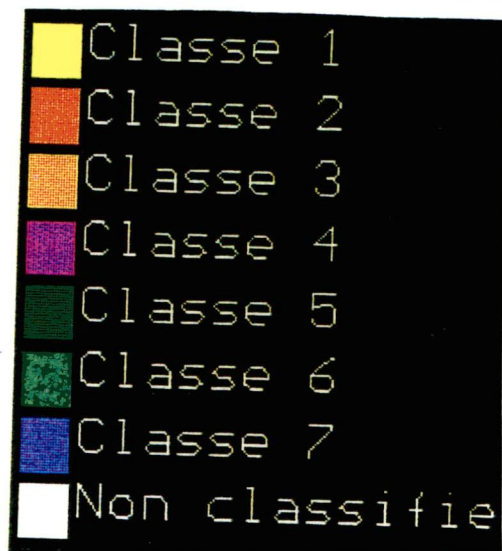
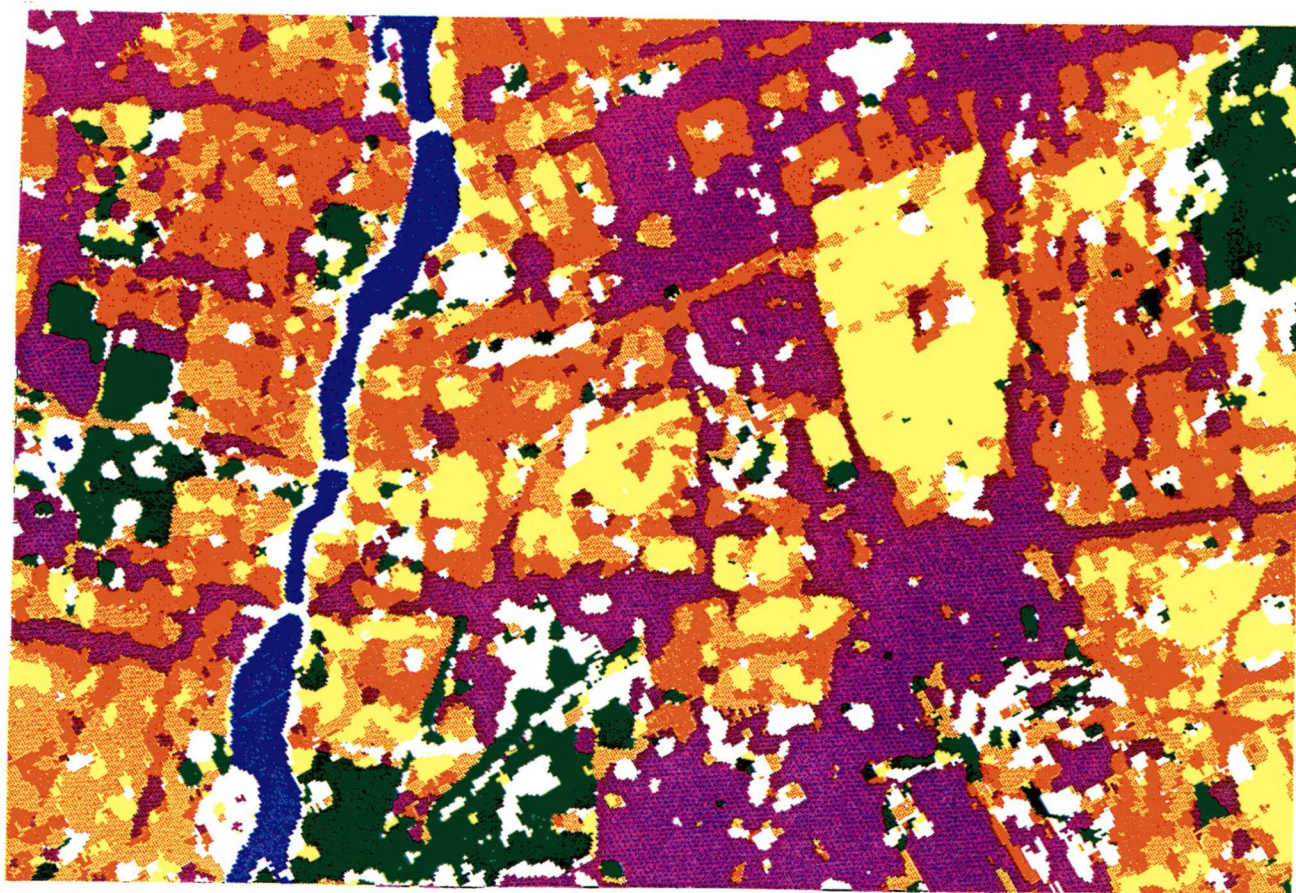


Classification II : Bandes spectrales + NDVI

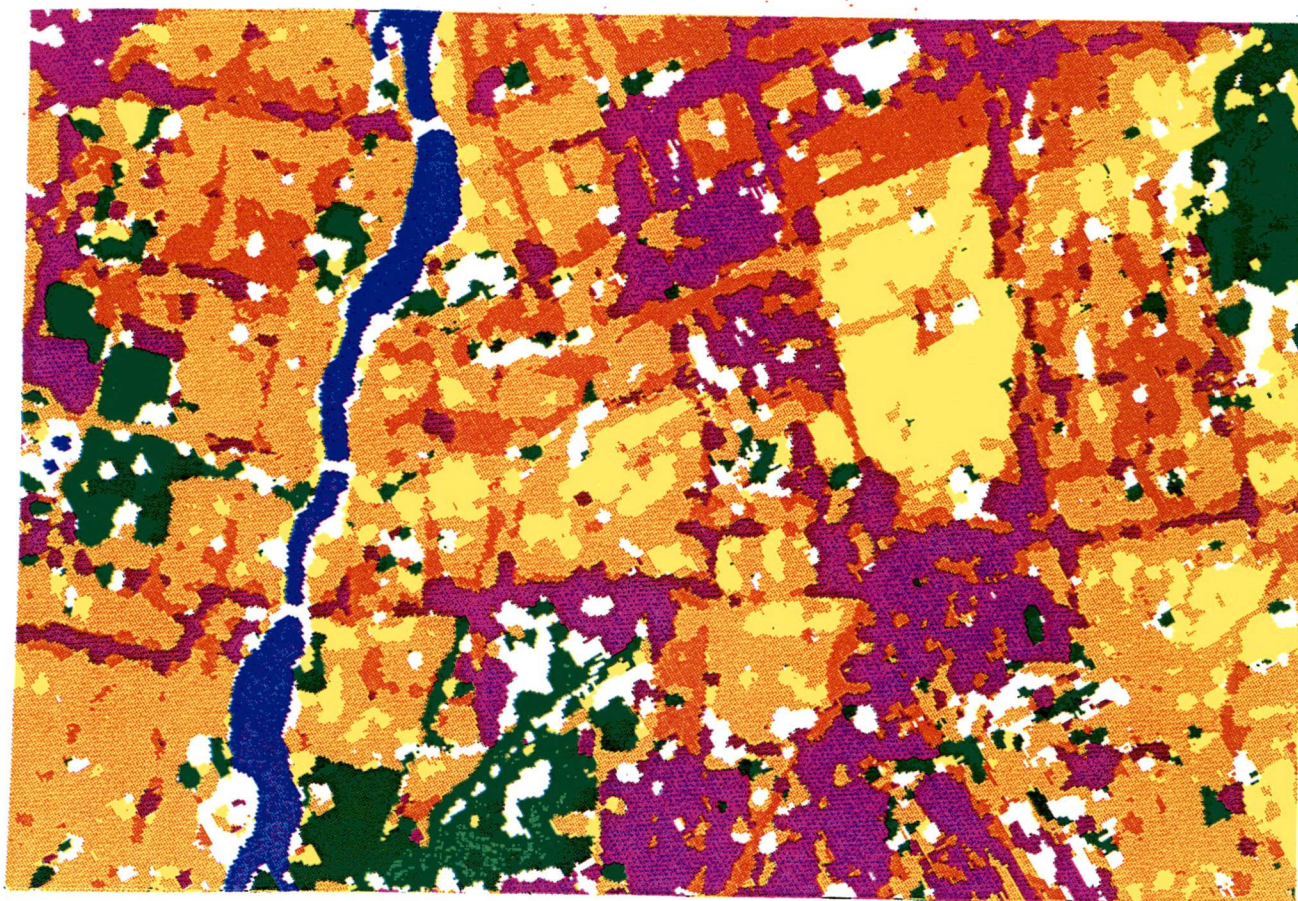
(MEIS-II)



Classification III : Bandes spectrales + TSARVI
(MEIS-II)

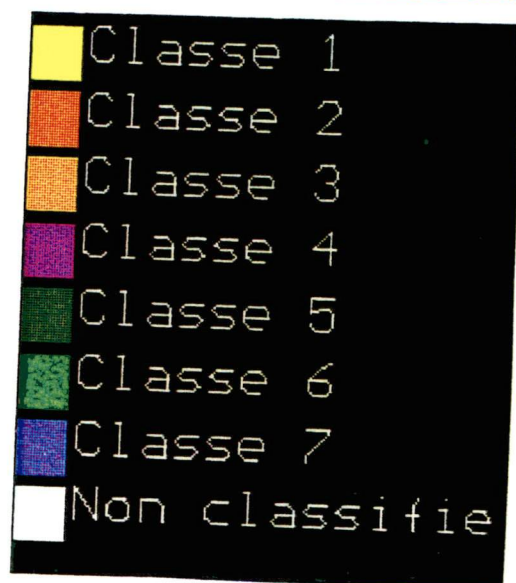
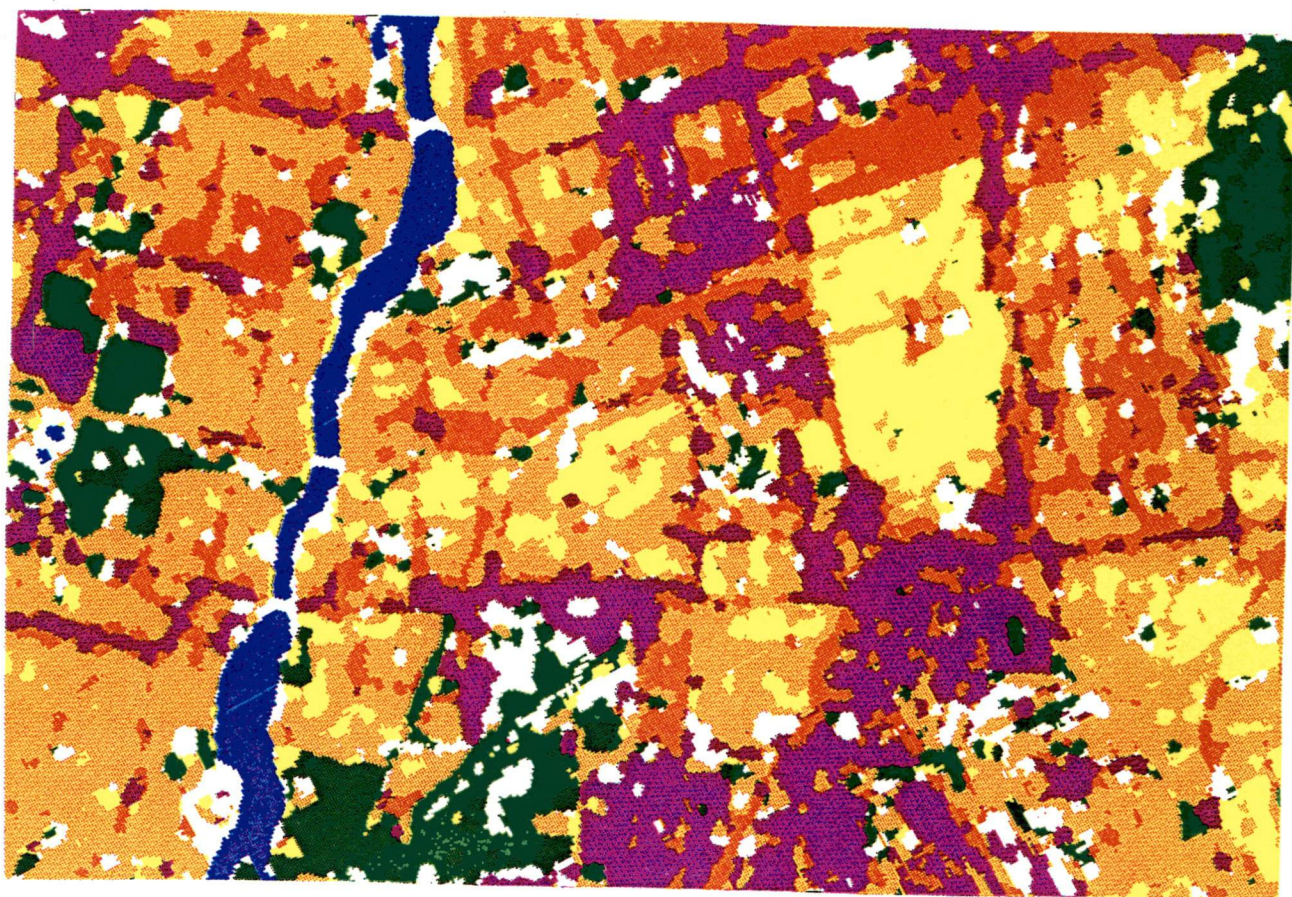


Classification I: Bandes spectrales
(TM)



Classification II: Bandes spectrales + NDVI

(TM)



Classification III: Bandes spectrales + TSARVI

(TM)

A Review of Vegetation Indices

A. BANNARI, D. MORIN AND F. BONN

Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, J1K 2R1, Canada

A. R. HUETE

Department of Soil and Water Science, University of Arizona, 429 Shantz, Bldg #38, Tucson, AZ 85721, USA

ABSTRACT

In the field of remote sensing applications, scientists have developed vegetation indices (VI) for qualitatively and quantitatively evaluating vegetative covers using spectral measurements. The spectral response of vegetated areas presents a complex mixture of vegetation, soil brightness, environmental effects, shadow, soil color and moisture. Moreover, the VI is affected by spatial-temporal variations of the atmosphere. Over forty vegetation indices have been developed during the last two decades in order to enhance vegetation response and minimize the effects of the factors described above. This paper summarizes, refers and discusses most of the vegetation indices found in the literature. It presents different existing classifications of indices and proposes to group them in a new classification.

1. INTRODUCTION

Since the launch of the first earth resources satellite in 1972, remarkable efforts have been made to establish a close relationship between radiometric response and vegetative covers. NASA's "Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation of Natural Vegetation" program is one of the first in this field, either in the area of ground measurements or in the exploitation of the first generation Landsat-MSS (MultiSpectral Scanner) satellite images (Rouse 1972 and 1973; Rouse et al., 1974). Another American program called LACIE (Large Area Crop Inventory Experiment) permitted to go even further in this area (Baret, 1986). These research initiatives have shown that the use of the red and near-infrared channels of the sensors on board satellites are particularly well suited for the study of vegetation. Generally, these bands are present on meteorological and earth observation satellites and often contain more than 90% of the information relating to vegetation (Baret et al., 1986; 1988 and 1989a). The different combinations between these channels are called vegetation indices.

An index is a number qualifying the intensity of a phenomenon which is too complex to be decomposed into known parameters. Although it is possible to determine the portion of influence of many factors when in a well documented and well controlled environment, it is generally difficult to make this decomposition for signals observed on remote sensing images. The notion of vegetation index is well adapted for qualifying vegetation over large areas, for example over areas covering many pixels of an image.

Vegetation indices are quantitative measurements indicating the vigor of vegetation (Campbell, 1987). They show better sensitivity than individual spectral bands for the detection of biomass (Asrar et al., 1984). The interest of these indices lies in their usefulness in the interpretation of remote sensing images; they constitute notably a method for the detection of land use changes (multitemporal data), the evaluation of vegetative cover density, crop discrimination and crop prediction (Baret, 1986). In the area of thematic mapping, the interest of most of these indices lies in the improvement of classifications (Asrar et al., 1984; Bariou et al., 1985a and 1985b; Qi et al., 1991; McNairn and Protz, 1993).

The different vegetative covers can be distinguished according to their unique spectral behavior in relation to overall ground elements (Tucker, 1979): visible radiation in the red (630–690 nm) is absorbed by chlorophyll while radiation in the near infrared (760–900 nm) is strongly reflected by leaf cellular structures. When examining the general reflectance curve of vegetation, the deviation observed between the red and near infrared constitutes a variable sensitive to the presence of green vegetation. The spectral response of vegetation in the red is strongly correlated with chlorophyll concentration while the spectral response in the near infrared is controlled by the leaf area index and green vegetation density (Major et al., 1990). The combination of these two spectral domains permits to differentiate vegetation from soils and to determine photosynthetically active biomass through vegetative cover density. Deering et al. (1975), Richardson and Wiegand (1977), Tucker and Miller (1977), Tucker (1979), Jackson et al. (1980 and 1985), Huete (1984, 1989) provide more information on the spectral properties of ground targets in the red and infrared channels.

The object of this paper is to provide a review of most of the vegetation indices found in the literature, from 1972 to today. We discuss their history and the conditions leading to their development as well as their advantages and disadvantages. We also focus on the effects which influence vegetation indices, i.e. the effect of sensor calibration degradation, the atmosphere, soil brightness, soil color, differences in the spectral responses of the sensor and bidirectional effects. Moreover, we present the different classifications established by different scientists and we propose a new classification for vegetation indices.

2. VEGETATION INDICES

The spectral composition of the radiant flux emanating from the Earth's surface provides information about the physical properties of soil, water, and vegetation features in terrestrial environments. Remote sensing techniques, models, and indices are designed to convert this spectral information into a form that is readily

interpretable. However, the fundamental interactions of radiant energy with the Earth's surface must be understood for remote sensing to be efficiently applied (Huete, 1989). The scope, applicability, and limitations of remote sensing measurements in general, and more specifically vegetation indices, must be realized in solving environmental problems.

In the area of applications and research in satellite remote sensing, over forty vegetation indices have been developed during the last two decades. Table 1 presents a chronological summary of most of the vegetation indices found in the literature. It can be observed that many scientists have developed indices related to their specific field of research. Some vegetation indices have shown very good correlation with different "factors" of interest, among which the productivity of cultivated fields or forest areas and their biomass content (Perry and Lautenschlager, 1984; Baret, 1986). Disagreements between the different authors concern the advantages and disadvantages of one or the other of the vegetation indices and are related mainly to experimental conditions and fields of application. The first indices were developed using raw satellite digital numbers (DN), without transformation into reflectances, atmospheric corrections and sensor calibration.

Pearson and Miller (1972) are pioneers in the history of vegetation indices. They developed the first two indices in the form of ratios: the "Ratio Vegetation Index" (RVI) and the "Vegetation Index Number" (VIN), for the estimation and monitoring of vegetative covers.

$$RVI = R/NIR \quad (1)$$

$$VIN = NIR/R \quad (2)$$

where R is the mean reflectance in the red channel, NIR is the mean reflectance in the near infrared channel.

These indices enhance the contrast between the ground and vegetation; they are less affected by the effect of illumination conditions but are sensitive to ground optical properties (Baret and Guyot, 1991). The relationship between the reflectances of the two bands permits to eliminate disturbances from factors affecting in the same manner the radiances of each band (Holben and Justice, 1981). According to Jackson et al. (1983a), the RVI index is sensitive to atmospheric effects and its discriminating power is weak when the vegetative cover is less dense (less than 50%), while it is best when the vegetative cover is dense.

Mention must also be made of Rouse (1973) and Rouse et al. (1974) who proposed the "Normalized Difference Vegetation Index" (NDVI):

$$NDVI(MSS6) = \frac{(MSS6 - MSS5)}{(MSS6 + MSS5)} \quad (3)$$

where MSS5 is the mean Landsat-MSS reflectance in the red channel, MSS6 is the mean Landsat-MSS reflectance in the near infrared channel, MSS7 is the mean Landsat-MSS reflectance in the mid infrared channel.

The NDVI can be noted as NDVI(MSS6) or NDVI(MSS7) according to the spectral band used (MSS6 or MSS7). Replacement of the MSS7 band by the

TABLE 1
Chronological Table of the Vegetation Indices Found in the Literature, From 1972 to 1994

A. First Generation Indices			
Index	Abbreviation	Formula	Author and Year
Ratio Vegetation Index	RVI	$\frac{R}{NIR}$	Pearson and Miller, 1972
Vegetation Index Number	VIN	$\frac{NIR}{R}$	Pearson and Miller, 1972
Transformed Vegetation Index	TVI	$\sqrt{NDVI + 0.5}$	Rouse et al., 1974
Green Vegetation Index	GVI	$(-0.283MSS4 - 0.660MSS5 + 0.577MSS6 + 0.388MSS7)$	Kauth and Thomas, 1976
Soil Brightness Index	SBI	$(0.332MSS4 + 0.603MSS5 + 0.675MSS6 + 0.262MSS7)$	Kauth and Thomas, 1976
Yellow Vegetation Index	YVI	$(-0.899MSS4 + 0.428MSS5 + 0.076MSS6 - 0.041MSS7)$	Kauth and Thomas, 1976
Non Such Index	NSI	$(-0.016MSS4 + 0.131MSS5 - 0.425MSS6 + 0.882MSS7)$	Kauth and Thomas, 1976
Soil Background Line	SBL	$(MSS7 - 2.4MSS5)$	Richardson and Wiegand, 1977
Differenced Vegetation Index	DVI	$(2.4MSS7 - MSS5)$	Richardson and Wiegand, 1977
Misra Soil Brightness Index	MSBI	$(0.406MSS4 + 0.600MSS5 + 0.645MSS6 + 0.243MSS7)$	Misra et al., 1977
Misra Green Vegetation Index	MGVI	$(-0.386MSS4 - 0.530MSS5 + 0.535MSS6 + 0.532MSS7)$	Misra et al., 1977
Misra Yellow Vegetation Index	MYVI	$(0.723MSS4 - 0.597MSS5 + 0.206MSS6 - 0.278MSS7)$	Misra et al., 1977
Misra Non Such Index	MNSI	$(0.404MSS4 - 0.039MSS5 - 0.505MSS6 + 0.762MSS7)$	Misra et al., 1977
Perpendicular Vegetation Index	PVI	$\sqrt{(\rho_{sol} - \rho_{veg})_R^2 + (\rho_{sol} - \rho_{veg})_{NIR}^2}$	Richardson and Wiegand, 1977

TABLE 1
(Continued)

Index	Abbreviation	Formula	Author and Year
Ashburn Vegetation Index	AVI	$(2.0MSS7 - MSS5)$	Ashburn, 1978
Greenness Above Bare Soil	GRABS	$(GVI - 0.09178SBI + 5.58959)$	Hay et al., 1979
Multi-Temporal Vegetation Index	MTVI	$(NDVI(\text{date 2}) - NDVI(\text{date 1}))$	Yazdani et al., 1981
Greenness Vegetation and Soil Brightness	GVSB	$\frac{GVI}{SBI}$	Badhwar, 1981
Adjusted Soil Brightness Index	ASBI	$(2.0 YVI)$	Jackson et al., 1983
Adjusted Green Vegetation Index	AGVI	$GVI - (1 + 0.018GVI)YVI - NSI/2$	Jackson et al., 1983
Transformed Vegetation Index	TVI	$\frac{(NDVI + 0.5)}{ NDVI + 0.5 } \sqrt{ NDVI + 0.5 }$	Perry and Lautenschlager, 1984
Differenced Vegetation Index	DVI	$(NIR - R)$	Clevers, 1986
Normalized Difference Greenness Index	NDGI	$\frac{(G - R)}{(G + R)}$	Chamard et al., 1991
Redness Index	RI	$\frac{(R - G)}{(R + G)}$	Escadafal and Huete, 1991
Normalized Difference Index	NDI	$\frac{(NIR - MIR)}{(NIR + MIR)}$	McNairn and Protz, 1993

TABLE 1
(Continued)

B. Second Generation Indices			
Index	Abbreviation	Formula	Author and Year
Normalized Difference Vegetation Index	NDVI	$\frac{(NIR - R)}{(NIR + R)}$	Rouse et al., 1974
Perpendicular Vegetation Index	PVI	$\frac{(NIR - aR - b)}{\sqrt{a^2 + 1}}$	Jackson et al., 1980
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	$\frac{(NIR - R)}{(NIR + R + L)}(1 + L)$	Huete, 1988
Transformed SAVI	TSAVI	$\frac{[a(NIR - aR - b)]}{(R + aNIR - ab)}$	Baret et al., 1989
Transformed SAVI	TSAVI	$\frac{[a(NIR - aR - b)]}{[R + aNIR - ab + X(1 + a^2)]}$	Baret and Guyot, 1991
Atmospherically Resistant Vegetation Index	ARVI	$\frac{(NIR - RB)}{(NIR + RB)}$ $RB = R - \gamma(B - R)$	Kaufman and Tanré, 1992
Global Environment Monitoring Index	GEMI	$GEMI = \eta(1 - 0.25\eta) - \frac{(R - 0.125)}{(1 - R)}$ $\eta = \frac{[2(NIR^2 - R^2) + 1.5NIR + 0.5R]}{(NIR + R + 0.5)}$	Pinty and Verstraete, 1992
Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index	TSARVI	$\frac{[a_{rb}(NIR - a_{rb}RB - b_{rb})]}{[RB + a_{rb}NIR - a_{rb}b_{rb} + X(1 + a_{rb}^2)]}$	Bannari et al., 1994
Modified SAVI	MSAVI	$\frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	Qi et al., 1994
Angular Vegetation Index	AVI	$\tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_2} [NIR - R]^{-1} \right\} + \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2} [G - R]^{-1} \right\}$	Plummer et al., 1994

MSS6 band is valid in presence of low green biomass (Tucker and Miller, 1977), while it is preferable to use the MSS7 band in situations of dense green biomass (Tucker, 1979). The index is sensitive to the presence of green vegetation (Sellers, 1985); it permits the prediction of agricultural crops (Tucker and Sellers, 1986; Bullock, 1992) and precipitation in semi-arid areas (Kerr et al., 1989; Nicholson et al., 1990). Accordingly, it is used in numerous regional and global applications for studying the state of vegetation (Prince and Tucker, 1986; Townshend and Justice, 1986; Collet and Abednego, 1987; Deblonde and Cihlar, 1993). The success of the NDVI as a descriptor of vegetation variations in spite of atmospheric effects (Kaufman, 1984; Fraser and Kaufman, 1985) and radiometric degradation in the red and near infrared bands (Holben et al., 1990), resides in the normalization it permits. Normalization reduces the effect of sensor calibration degradation by approximately 6% of the overall index value (Holben et al., 1990; Kaufman and Holben, 1993). Research work carried out by Holben and Fraser (1984) tends to show that the NDVI is sensitive to viewing and illumination geometry notably for low density covers. It must be noted also that it presents the drawback of over-estimating the percentage of vegetative cover at the beginning of the growth season and of under-estimating it at the end of the season (Cyr, 1993). The two indices, VIN and NDVI, are functionally equivalent, i.e. there exists a bijective relationship permitting to go from one to the other (Perry and Lautenschlager, 1984):

$$\text{NDVI} = \frac{\text{VIN} - 1}{\text{VIN} + 1} \quad (4)$$

Rouse and collaborators (1974) have transformed the NDVI into the "Transformed Vegetation Index" (TVI) by adding 0.5 to the NDVI value, for avoiding negative values. This transformation can be formulated as follows:

$$\text{TVI}(\text{MSS6}) = \sqrt{\text{NDVI}(\text{MSS6}) + 0.5} \quad (5)$$

In spite of this first transformation, other experimentation carried out by Perry and Lautenschlager (1984) has still shown negative values. For addressing this problem, the two authors suggest a new version of the TVI which can be formulated as follows:

$$\text{TVI}(\text{MSS6}) = \frac{(\text{NDVI}(\text{MSS6}) + 0.5)}{|\text{NDVI}(\text{MSS6}) + 0.5|} \sqrt{|\text{NDVI}(\text{MSS6}) + 0.5|} \quad (6)$$

In the literature, a good number of researchers propose to combine in various ways the reflectances of different channels for eliminating disturbances from exterior factors (sensor calibration, atmosphere, viewing and illumination geometry) which affect in the same way radiances in each channel. These linear combinations or channel ratios were developed in order to satisfy quite specific applications in remote sensing: crop yield, forest exploitation, vegetation management, vegetation detection in inundated regions, etc. For example (for formulas, see Table 1):

- The index proposed by Ashburn (1978) for measuring green vegetation in growth stage, called the "Ashburn Vegetation Index" or "Agricultural Vegetation Index" (AVI).

- The multitemporal vegetation index (MTVI) developed by Yazdani et al. (1981) is a simple subtraction between the values from two different dates. The index was designed for observing variations in vegetative cover conditions between two dates and for classifying crop types. Moreover, it permits the detection of forest cover changes caused by fires or land clearing (Yazdani et al., 1981).
- The greenness index called the "Normalized Difference Greenness Index" (NDGI), calculated using both the red (R) and green (G) bands, has revealed itself quite useful for identifying and mapping different active vegetation formations in inundated regions (Chamard et al., 1991).
- For establishing the relationship between spectral reflectance and the surface covered by corn crop residues and for developing a methodology for mapping these residues, McNairn and Protz (1993) have proposed the "Normalized Difference Index" (NDI). The index is similar to the NDVI, but uses short-wave infrared instead of the red. It is insensitive to soil organic matter content but quite sensitive to corn residues and soil types.

The history of vegetation indices shows a first development phase based uniquely on linear combinations (difference or sum) or raw band ratios, without consideration to other exterior factors, where soil-vegetation interactions are not considered. A second conceptual phase is based on the knowledge of physical phenomena which explain interactions between electromagnetic radiation, the atmosphere, the vegetative cover and the soil background. This second phase is a starting point for acquiring the knowledge and theoretical methods allowing the use of remote sensing resources and other related scientific disciplines for resolving the problems related to vegetation indices which remain to be solved. However, for finding the ideal vegetation index, one must first determine the factors which affect these indices.

3. EFFECTS OF CONFOUNDING FACTORS ON VEGETATION INDICES

Theoretically, the ideal vegetation index can be defined in the following way (Jackson et al., 1983a):

"the index should be particularly sensitive to vegetative covers, insensitive to soil brightness, insensitive to soil color, little affected by atmospheric effects, environmental effects and solar illumination geometry and sensor viewing conditions".

Apart from this theoretical definition, many researchers have focused on the factors affecting vegetation indices. These factors belong to two different but complementary domains (Baret, 1986): a biological domain and a physical domain. When considering an area covered by vegetation, its optical properties evolve through time in relation to various factors which characterize the state of the vegetative cover: water content, age, mineral deficiencies, parasitic attacks (Guyot, 1989), cover geometry, row spacing and orientation, as well as leaf distribution in the cover (Chance, 1981; Aase et al., 1984; Jackson, 1986). These factors affect the reflectance of vegetation and consequently, the vegetation index. It must be

noted that these factors are closely related to vegetation structure and to biological aspects, and that they do not constitute the object of our study. To these, must be added the disturbances of physical order that are introduced by the atmosphere and which depend on the wavelength (Slater, 1980), soil property differences, brightness and coloration (Huete, 1984; Huete et al., 1985; Huete and Jackson, 1987; Escadafal and Huete, 1991), solar illumination geometry and sensor viewing conditions (Jackson et al., 1979; Asrar et al., 1985; Huete, 1987), and on self induced sensor effect (Price, 1987). To address these problems, many other indices have been developed. In the following, we discuss the effects of soil brightness and color, the atmosphere and sensor radiometry degradation, the differences in the spectral responses and bidirectional effects on vegetation indices.

3.1. Soil Brightness

The effect of soil brightness exerts considerable influence on the computation of vegetation indices. This effect is analyzed in numerous studies which use ratio indices, the RVI or the NDVI (Colwell, 1974; Huete, 1985; Huete et al., 1985; Huete, 1989; Escadafal, 1989a). However, many vegetation indices have been developed for controlling the spectral variation attributed to vegetation but which is caused by soil background (Kauth and Thomas, 1976; Richardson and Wiegand, 1977; Tucker, 1979; Huete, 1984). The reflectance of the soil background and the environment varies spatially in relation to soil structure, texture, color, the materials, as well as soil moisture (Colwell, 1974; Rao et al., 1979; Kollenkark et al., 1982; Huete et al., 1984; Major et al., 1990). In spite of this large diversity in soils, vegetation indices are often applied on radiometric data in a general way independently from all these exterior factors. According to Tucker (1979), ratio indices show a lack of detailed analysis and suffer more than orthogonal indices from exterior disturbances. When the vegetative cover is dispersed, there is a significant increase in radiation in the red because of the ground surface and a reduction in the near infrared (Guyot, 1984; Huete et al., 1984; Huete, 1984 and 1987; Heilman and Kress, 1987). However, when vegetation is less dense, neither ratio indices nor orthogonal indices are able to provide an adequate description of the spectral behavior of vegetation (Huete, 1988). For these reasons, other new vegetation indices have been developed to describe more adequately the soil-vegetation-atmosphere system (Huete, 1988; Baret et al., 1989b; Kaufman and Tanré, 1992).

Using the four channels of the Landsat-MSS sensor, Kauth and Thomas (1976) developed four new indices. These indices are called the "Soil Brightness Index" (SBI), "Green Vegetation Index" (GVI), "Yellow Vegetation Index" (YVI), and "Non Such Index" (NSI). The name attached to each index has a direct relationship with the variable that it is supposed to measure.

$$\text{SBI} = 0.332\text{MSS4} + 0.603\text{MSS5} + 0.675\text{MSS6} + 0.262\text{MSS7} \quad (7)$$

$$\text{GVI} = -0.283\text{MSS4} - 0.660\text{MSS5} + 0.577\text{MSS6} + 0.388\text{MSS7} \quad (8)$$

$$YVI = -0.899MSS4 + 0.428MSS5 + 0.076MSS6 - 0.041MSS7 \quad (9)$$

$$NSI = -0.016MSS4 + 0.131MSS5 - 0.452MSS6 + 0.882MSS7 \quad (10)$$

Development of these indices is however based on empirical methods where atmosphere-soil-vegetation interactions are not taken into account. For a given state of the vegetation, the optical properties of the soil can have a non negligible influence on the GVI value (Huete et al., 1984; Baret, 1986). The first two indices "Soil Brightness Index" and "Green Vegetation Index" have proven their usefulness for evaluating the behavior of vegetation and bare soils using Landsat data (Kauth et al., 1979; Thompson and Wehmanen, 1980; Jackson, 1983; Jackson et al., 1983a). With Landsat-MSS data, the GVI index shows significant correlation with different types of vegetative covers (Richardson and Wiegand, 1977). However, Kauth et al. (1979) have stated that the NSI index contains mostly noise. According to Jackson et al. (1983a and 1983b), both the YVI and NSI indices are relatively insensitive to vegetative cover changes, but are sensitive to haze and absorption by atmospheric water vapor. Jackson et al. (1983b) suggest that these two indices (NSI and YVI) can hence serve for evaluating the absorption caused by water vapor and for correcting atmospheric effects which affect the SBI and GVI indices. This suggestion permits to process the overall image pixel by pixel for atmospheric effects. It has given birth to two new vegetation indices which are the "Adjusted Soil Brightness Index" (ASBI) and the "Adjusted Green Vegetation Index" (AGVI), (Jackson et al., 1983b).

Based on a principal components analysis carried out on Landsat-MSS images, Wheeler et al. (1976) and Misra et al. (1977) calculated new multiplicative factors of these indices which then became: the "Misra Soil Brightness Index" (MSBI), the MGVI, the MYVI, and the MNSI. A certain similarity can be noted between these factors and those determined by Kauth and Thomas (1976) (Table 1).

Hay and collaborators (1979) have developed an indicator of active vegetation called the "Greenness Above Bare Soil" (GRABS) index. This index was developed from two indices proposed by Kauth and Thomas (1976), the GVI and SBI. When the contribution of soil brightness is inferior to 10%, the index offers the same results as the GVI (Lautenschlager and Perry, 1981a and 1981b; Perry and Lautenschlager, 1984). The "Greenness Vegetation and Soil Brightness" (GVSB) index, which is a simple ratio between the GVI and SBI indices, was proposed by Badhwar (1981) for crop discrimination.

Kauth and Thomas (1976) have analyzed the spectral variance of bare soils in a four dimensional space corresponding to the four spectral bands of the Landsat-MSS sensor. They noted that most of the variability in the signal of bare soils could be attributed to their brightness since most of the spectral data relating to bare soils could be found on a straight line starting at the origin. This straight was named the "soil line" or "soil brightness vector" (11). Richardson and Wiegand (1977) have also noted that bare soil pixels were generally aligned along a straight line when they were represented in the red and near infrared space. This observation led to the development of the "Soil Background Line" (SBL) index which also permits to discriminate between bare soil and vegetative cover. According to these two authors, the points representing water pixels were always located to the

right of the bare soil line and those representing vegetation pixels were always to the left. The denser the vegetation, the larger the distance between the soil line and the vegetation pixels.

$$\text{NIR} = aR + b \quad (11)$$

where a is the slope of the bare soil line, b is the ordinate at the origin of the bare soil line.

The concept of the soil line has become largely accepted in airborne and satellite remote sensing image analysis and interpretation (Jackson et al., 1980; Thompson and Wehmanen, 1980; Wiegand and Richardson, 1982; Huete et al., 1984; Baret et al., 1993). Although the soil line may shift with atmosphere conditions and satellite calibration factors, it has generally been assumed that there exists one "global" soil line encompassing a wide range of soil types and soil surface conditions. The "global" soil line concept, however, may not be proper representation of bare soil spectral variance (Huete, 1989). Soil diversity and surface conditions cause a variation in the slope and origin of the bare soil line and consequently, alters the vegetation index (Huete et al., 1984). The calculation of soil line parameters in different situations or locations confirms this hypothesis (Baret et al., 1989b). For the vegetation index to be insensitive to soil types and soil moisture conditions, one must calculate a bare soil line from many samples and adopt the arithmetic mean.

The basic concept of the "Perpendicular Vegetation Index" is to take into account the effect of bare soils. The PVI index is distinct from the ratio index in that isolines of equal "greenness" do not converge at the origin, but instead remain parallel to the principal axis of soil spectral variation, i.e., the soil line. A greenness vector, orthogonal to the soil line, is computed to include maximum green-vegetation signals while holding soil background. The projection of composite spectra onto this vector is subsequently used as the measure of vegetation. The first version of the PVI developed by Richardson and Wiegand (1977) is formulated as follows:

$$\text{PVI} = \sqrt{(\rho_{\text{soil}} - \rho_{\text{veg}})_R^2 + (\rho_{\text{soil}} - \rho_{\text{veg}})_{\text{NIR}}^2} \quad (12)$$

$(\rho_{\text{soil}} - \rho_{\text{veg}})$ is the difference between the "bare soil-vegetation" reflectances in the corresponding spectral band (red and near infrared).

Based on the bare soil line theory (slope and origin), Jackson et al. (1980) developed an improved version of the "Perpendicular Vegetation Index". The authors show in a convincing manner that, contrarily to ratio indices, the new version of the PVI expresses the percentage of foliar surface, independently from soil moisture and brightness. However, theoretical and experimental research has shown that contrarily to the statement made by Jackson and collaborators (1980), the PVI cannot be considered as independent from soil brightness (Huete et al., 1985; Major et al., 1990; Baret and Guyot, 1991; Cyr, 1993). It under-estimates the leaf area index on humid soils because of their brightness. It is a poor indicator of vegetation stress. The effect of atmospheric path radiance on the PVI introduces a relative error in the order of 10%–12% from a clear to a turbid atmosphere (Jackson et al., 1983a). The PVI appears less influenced by soil bright-

ness as opposed to ratio indices (Huete, 1984). The improved version of the PVI is as follows:

$$PVI = \frac{(NIR - aR - b)}{\sqrt{a^2 + 1}} \quad (13)$$

The method based on the linear combination of “ n ” spectral bands for calculating indices in a “ n -dimension” space was developed by Jackson (1983). The perpendicular vegetation index (PVI) from Richardson and Wiegand calculated in a two dimension space (2-D), those of Kauth and Thomas calculated in a four dimension space (4-D), as well as the six dimension (6-D) analysis of TM channels (Crist and Cicon, 1984) are only particular cases of these indices with “ n -dimensions” (n -D). This method does not consider the effects of the atmosphere nor sensor radiometric calibration. It is based on the Gram-Schmidt mathematical models (Freiberger, 1960) which insures orthogonalization between vectors: bare soil vector, vegetation vector, etc. It can be generalized for calculating “ m ” indices by using “ n ” bands ($m \leq n$) (Jackson, 1983). The general formula of the m th index (I_m) in a n -dimension space is as follows:

$$I_m = A_{m,1}X_1 + A_{m,2}X_2 + \dots + A_{m,n}X_n \quad (14)$$

$A_{m,i}$ are the coefficients of the m th index:

$$A_{m,i} = \frac{t_i}{T} \quad (15)$$

T is a normalization term:

$$T = \sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2} \quad (16)$$

$$t_i = (\rho_k - \rho_s)_i - (D_{m,1}A_{1,i} + D_{m,2}A_{2,i} + \dots + D_{m,z}A_{z,i}) \quad (17)$$

$$D_{k,z} = \sum_{i=1}^n (\rho_k - \rho_s)_i A_{z,i} \quad (18)$$

where ρ_s is the reflectance of dry soils, ρ_k is the reflectance of green vegetation of the k sample, k varies from 1 to m (number of indices to be determined), z from 1 to $k - 1$, and i from 1 to n .

In reality, the increase in the number of channels entering in the calculation of vegetation indices does not often contribute much compared to the use of the red and near infrared channels only (Wiegand and Richardson, 1982; Perry and Lautenschlager, 1984; Elvidge and Lyon, 1985).

Huete (1988) demonstrated that there was a contradiction between the way the NDVI and PVI indices have of describing the spectral behavior of vegetation and soil background. Consequently, he developed a new vegetation index called the “Soil Adjusted Vegetation Index” (SAVI) which is somewhat of a compromise between ratio indices (NDVI) and orthogonal indices (PVI). The originality of

this index lies in the establishment of a simple model which permits to describe adequately the soil-vegetation system. The SAVI can be defined by the following equation:

$$\text{SAVI} = \frac{(\text{NIR} - R)}{(\text{NIR} + R + L)}(1 + L) \quad (19)$$

where L is a soil adjustment factor. Based on a simplified radiative transfer model, Huete (1988) has shown that a value $L = 0.5$ permits the best adjustment, i.e. to minimize the secondary backscattering effect of canopy-transmitted soil background reflected radiation. If the value of L is zero ($L = 0$), the SAVI is equal to the NDVI.

Qi (1993) and Qi et al. (1994) have shown that the adjustment factor L is not a constant but moreover a function which varies inversely with the amount of vegetation present. To minimize the effect of bare soil on the SAVI, they proposed a modification, the "Modified Soil Adjusted Vegetation Index" (MSAVI):

$$\text{MSAVI} = \frac{2\text{NIR} + 1 - \sqrt{(2\text{NIR} + 1)^2 - 8(\text{NIR} - R)}}{2} \quad (20)$$

Three new versions of the SAVI were developed by Major et al. (1990): SAVI₂, SAVI₃ and SAVI₄. These transformations are based on theoretical considerations so that the SAVI can take into account the fact that the soil is either wet or dry, and that the solar inclination angle can vary.

The "Transformed Soil Adjusted Vegetation Index" (TSAVI), which is a transformation of the SAVI, was defined by Baret and collaborators (1989a). The TSAVI is based on the same principles studied by Huete (1988) and Major et al. (1990). It is determined in relation to the soil line. The parameters of the line (slope and origin) are introduced into the calculation of this index, which gives it a global character, i.e. it requires the use of only one index for different applications instead of using a determined index for each specific application (Baret et al., 1988). The first version of the TSAVI (Baret et al., 1989a) was readjusted to minimize the effects of soil brightness by adding an "X" value equal to 0.08 (Baret and Guyot, 1991). This new improved version of the TSAVI is the following:

$$\text{TSAVI} = \frac{[a(\text{NIR} - aR - b)]}{[(R + a\text{NIR} - ab + X(1 + a^2))]} \quad (21)$$

a and b are soil line parameters calculated using formula (11). The equation of the soil line can be determined on the image if there are enough bare soil pixels with sufficient dynamic range. However, it could be possible to use the soil line estimated from a prior image of the same region. According to Baret and Guyot (1991), the TSAVI calculated from this formula is equal to 0 in the case of bare soils and approaches 0.70 for very dense forest covers.

The SAVI and the TSAVI present the advantage of describing both changes in the vegetative cover and soil background, and of being independent from the type of sensor used. In the context of the production of a land use map for the study of nonpoint erosion in a watershed located in a semi-arid region, the TSAVI has proven satisfactory for locating vegetation characterized by low cover (Anys,

1991). Since it takes into consideration the bare soil line, the TSAVI is a better indicator than the NDVI for low vegetative covers and it is more sensitive to the presence of senescent vegetation (Cyr, 1993).

3.2. Soil Color

Another factor influencing vegetation indices, in addition to soil brightness, is their color. The concept of vegetation indices supposes that index variations are a function of vegetation solely. In reality, many studies have demonstrated that this hypothesis is not always verified and that vegetation index values, obtained on bare soils or soils with low vegetation density, deviate often from this theoretical assumption (Richardson and Wiegand, 1977; Escadafal, 1989a; Escadafal et al., 1989 and 1990; Escadafal and Huete, 1991). These secondary soil (color) variations provide the "width" of a soil line and depending on the wavelength axes, the soil line may resemble an ellipsoid or a plane. The soil plane concept was used by Kauth and Thomas (1976) to describe secondary soil spectral behavior in four-band MSS space. They attributed this second soil component to red and yellow colored soils. The magnitude of these deviations becomes critical to vegetation analysis if these sources of spectral variance overlap with those normally attributable to vegetation. This secondary axis of soil variation in wavelength space may add a noise component to the vegetation signal and renders soil spectra more difficult to normalize. Color constitutes noise which hinders the detection of low density vegetative covers (Huete, 1984; Huete et al., 1985, Bannari et al., 1995). This noise is associated with an increase in the vegetation index due to variations in soil spectral properties and not with an increase in the rate of vegetative cover. Huete et al. (1984) have underscored that soil color has significant influence on the reflectance of low density vegetation stands and that this fact must be taken into consideration in the calculation of vegetation indices in arid environments. Huete and Tucker (1991) have in this way discovered artifacts based on NDVI values derived from NOAA-AVHRR data over the Sahara. The authors suggest that the noise due to soils is related to their color. Escadafal (1989a and 1989b) has shown that the relationship between the reflectance values in TM2 and TM3 channels is correlated with color saturation, or to their "degree of correlation" in the case of arid soils. For addressing this problem, Escadafal and Huete (1991) developed a coloration index, the "Redness Index" (RI) which is a correction factor for soil color effect on vegetation indices. According to these two researchers, variations caused by soil color greatly hinder the detection of low vegetative cover rates. This factor comes in second place after soil brightness. The soil coloration index is thus a correction permitting to double the sensitivity of vegetation indices (Escadafal and Huete, 1991). By analogy with the NDVI, this index is defined by the following equation:

$$RI = \frac{R - G}{R + G} \quad (22)$$

where R is the mean reflectance in the red channel, G is the mean reflectance in the green channel.

A simple method was designed for correcting vegetation indices from the “noise” associated with soil color; it uses the information provided by the green channel. The method uses the slope “ k ” of the linear correlation between RI and the vegetation index (VI) for obtaining a corrected vegetation index, VI^* :

$$VI^* = VI - kRI \quad (23)$$

Correction of the two vegetation indices, the NDVI and the SAVI, from the “noise” associated with soil color doubles the sensitivity of these indices (Escadafal and Huete, 1991). While remote sensing of arid and semi-arid biomes and heterogeneous environments is an important part of Earth environment studies (Verstraete and Pinty, 1991), development of soil “noise” correction techniques is expected to improve significantly the monitoring of global changes using vegetation indices (Escadafal, 1993).

3.3. The Atmosphere

Variations introduced by atmospheric effects, absorption and scattering, can reduce considerably the precision of subsequent remote sensing image interpretation, specially for the detection of vegetation dynamics over the Earth’s surface. Radiances measured by satellite or airborne sensors, in the visible and near infrared regions of the electromagnetic spectrum, are strongly influenced by these atmospheric variations (Slater, 1980; Kaufman, 1988). Before reaching a sensor, electromagnetic radiation must travel through the atmosphere where particles in suspension (either solid, liquid or gaseous) are susceptible of significantly modifying the radiation. A spatial-temporal study carried out using airborne and satellite images (SPOT) has shown the effect of the atmosphere on vegetation indices (Qi et al., 1991 and 1993). According to Kaufman and Sendra (1988), atmospheric influences affect vegetation indices in the following manner: for a uniform surface, the effect of an atmosphere without clouds is to render somber a bright surface (sand, vegetation) in the NIR and to render bright a dark surface (water, vegetation) in the visible. The increase in brightness is caused by added path radiance intrinsic to the atmosphere which has not been reflected by the Earth’s surface, and the reduction in brightness is caused by the absorption. This effect increases the ascending radiance over vegetation in the red portion of the spectrum and reduces the radiance in the NIR and thus the vegetation index (Rouquet, 1984). Fraser and Kaufman (1985) reported a “critical surface reflectance” whereby the radiance remained constant as the optical thickness varied. Since the soil background strongly influences the overall brightness of partially vegetated canopies, atmospheric modification of canopy reflected radiances will be strongly dependent on the optical properties of the soil (Huete, 1989). According to Pitts et al. (1974), absorption can reduce the information content of the near infrared channel by more than 20%. Gond and Phulpin (1990) have developed an approach, based on airborne images acquired at different altitudes and dates, showing the effects of the atmosphere on vegetation indices. They estimate the disturbances associated with the absorption of water vapor and Rayleigh diffusion to 5.5% of the index value. According to Jackson et al. (1983b), atmospheric turbidity

can limit the measurement of vegetation and hinder the detection of vegetation stress. The study of these atmospheric phenomena in the framework of the development of operational techniques for the correction of their effects is a necessity in remote sensing if one plans on applying efficiently satellite data in research areas such as land cover inventories based on vegetation indices (Tanré, 1982; Holben and Fraser, 1984; Holben et al., 1986; Lee and Kaufman, 1986).

Kaufman and Tanré (1992) have developed a new vegetation index called the "Atmospherically Resistant Vegetation Index" (ARVI) which is a new version of the NDVI. The resistance of the ARVI to atmospheric effects, in comparison to the NDVI, is accomplished by a self-correction process for the atmospheric effect on the red channel. The difference in the radiance between the blue and red channels gives a new red-blue channel (RB); this combination minimizes the effects of atmospheric scattering caused by aerosols in the red channel. Simulations using radiative transfer computations on simulated and natural surface spectra, for various atmospheric conditions, show that the ARVI has a dynamic range similar to the NDVI, but is four times less sensitive to atmospheric effects than the NDVI (Kaufman and Tanré, 1992). Similarly to the NDVI, the ARVI is defined as follows:

$$\text{ARVI} = \frac{(\text{NIR} - \text{RB})}{(\text{NIR} + \text{RB})} \quad (24)$$

$$\text{RB} = R - \gamma[R - B] \quad (25)$$

$$\gamma = \rho_{a-r} / [\rho_{a-b} - \rho_{a-r}] \quad (26)$$

where B is the apparent reflectance in the blue channel, RB is the combined apparent reflectance of both the blue and red channels, ρ_{a-r} is the component of the atmospheric reflectance in the red channel, ρ_{a-b} is the component of the atmospheric reflectance in the blue channel.

γ is an atmospheric self-correcting factor which depends on aerosol types. The resistance of the ARVI to atmospheric effects will depend on the success of the determination of this parameter. For a zero γ value, ARVI is equal to the NDVI. Based on a simplified radiative transfer model (the 5S model: *Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire/Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum*) (Tanré et al., 1985), Kaufman and Tanré (1992) have shown that when the vegetative cover is sparse and the atmospheric data are unknown (aerosol dimensions), the value of $\gamma = 1.0$ permits a better adjustment for most remote sensing applications, unless the aerosol model is known *a priori*.

Bannari et al. (1994) have proposed an improvement to the bare soil line equation suggested by Richardson and Wiegand (1977) for making it resistant to atmospheric effects, the "Soil Line Resistant to Atmospheric effects" (SLRA). In the equation, they replaced the red channel with the red-blue channel proposed by Kaufman and Tanré (1992).

$$\text{NIR} = a_{rb}\text{RB} + b_{rb} \quad (27)$$

where a_{rb} is the slope of the bare soil line in the RB/NIR space, b_{rb} is the ordinate at the origin of the bare soil line in the RB/NIR space.

Similarly to the study by Kaufman and Tanré (1992), for minimizing the effects of the atmosphere, soil brightness and color on the TSAVI, the slope and the origin a_{rb} and b_{rb} of the SLRA are introduced into the TSAVI as well as the red-blue channel for deriving a new version of the index: the “Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index” (TSARVI). This new form shows insignificant sensitivity to bare soils and their color ($\pm 2\%$), but reflects a higher degree of accuracy than the TSAVI as the vegetative cover densifies (Bannari et al., 1994). It is very important to note that the domain of validation of this line will cover all the indices exploiting the red-blue channel instead of the red channel. Accordingly, the TSARVI becomes:

$$\text{TSARVI} = \frac{[a_{rb}(\text{NIR} - a_{rb}\text{RB} - b_{rb})]}{[(\text{RB} + a_{rb}\text{NIR} - a_{rb}b_{rb} + X(1 + a_{rb}^2))]} \quad (28)$$

Since ratio indices, such as the VIN and NDVI, are sensitive to atmospheric effects, Pinty and Verstraete (1992a) propose a new non linear vegetation index for the global monitoring of the environment based on satellite images. According to the two authors, this index permits to minimize the relative influence of atmospheric effects without altering the information on vegetation and to conserve a large dynamic range comparable to both the VIN and NDVI indices for a low density and dense cover respectively. This new index is called the “Global Environment Monitoring Index” (GEMI) and is formulated as follows:

$$\text{GEMI} = \eta(1 - 0.25\eta) - (R - 0.125)/(1 - R) \quad (29)$$

$$\eta = [2(\text{NIR}^2 - R^2) + 1.5\text{NIR} + 0.5R]/(\text{NIR} + R + 0.5) \quad (30)$$

Although the object of the GEMI is to evaluate and manage globally the environment without being affected by the atmosphere, it is considerably affected by bare soil brightness and color; consequently, it is not well adapted for sparse or moderately dense vegetation (Bannari et al., 1994; Plummer et al., 1994).

A vegetation index which is resistant to atmospheric scattering, “the Angular Vegetation Index” (AVI), is defined by Plummer et al. (1994). This index was developed for the three optical channels (green, red and near infrared) which will be provided by the second Along Track Scanning Radiometer (ATSR-2). It is also applicable to any sensor with the same channels. This index is formulated as follows:

$$\text{AVI} = \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_2} [\text{NIR} - R]^{-1} \right\} + \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2} [G - R]^{-1} \right\} \quad (31)$$

where λ_1 , λ_2 and λ_3 are the center wavelengths of the green (1), red (2) and near infrared (3) channels. The dependence of this index on wavelengths is eliminated by normalizing to the center wavelength, λ_2 .

3.4. The Effect of Sensor Calibration

The formation process of a remote sensing image can be characterized by the spectral, spatial and radiometric resolution of the acquisition system used. Spectral resolution plays an important role in the discrimination between the various land cover classes. Spatial resolution influences data analysis by increasing the heterogeneity noise due to the different elements on the ground within a same pixel and between neighbouring pixels (Forster, 1983; Bonn et al., 1989; Bonn and Rochon, 1992). As to radiometric resolution, it defines the radiance equivalent to the noise specific to the detection system.

Satellite sensors are calibrated before space launch and are then monitored attentively in order to upgrade calibration if necessary. According to Price (1987), satellite launching procedures produce important variations in the electronic and optical components of the sensor which alter its radiometric accuracy, hence the necessity of perfect calibration. Moreover, variations can also be caused in space by factors exterior to the satellite, such as atmospheric friction and solar radiation exerted on the satellite in the sun exposed portions of the orbit (CNES, 1976).

Radiometric calibration permits the transformation of raw satellite or airborne digital numbers (DN) into absolute units thus eliminating anomalies specific to the sensor, or in other words, to establish a relationship between sensor response and the information it receives from the exterior and that it is destined to measure (Colwell, 1983). This calibration is of considerable importance on the one hand, for the surveillance of vegetation using vegetation indices, and on the other hand, for the uniform comparison of vegetation indices when data are recorded by different sensors (Price, 1987). According to Kaufman and Holben (1993), the radiometric deterioration of the AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) sensor through time introduces a relative error of approximately 9% in vegetation index calculation, which is in agreement with the work of Holben and collaborators (1990). The multiplicity of data sources (Landsat-MSS, TM, SPOT, AVHRR, etc.) is a boon to research but it complicates operational procedures for the assessment of the vegetation. A continued use of vegetation indices for monitoring global and regional vegetation changes shows the need for better information on calibration parameters of satellite radiometers.

3.5. Effects of Differences in the Spectral Responses of the Sensor

A vegetation index calculated from data obtained over the same target, but with different sensors, may not be the same because the band-response functions for each instrument are different and spatial resolution and the fields of view are usually different (Teillet et al., 1994; Kong and Madjar, 1988). The detectors and filters that are used to measure light within a particular wavelength interval are unique to each instrument. The response function for a particular band is a combination of the wavelength-dependent detector and filter response. For example, Landsat-TM, SPOT, NOAA-AVHRR and EOS MODIS sensors each have a red and a near-infrared band, and the response of each is different for both bands.

The effect of the different response functions on vegetation index values can be assessed by calculating average reflectance factors for each band and each instrument (Jackson and Huete, 1991). This is accomplished by integrating the product of the response function and the spectra values over the wavelengths for which the response functions were non-zero, and dividing by the integral of the response function over the same wavelength interval (Slater, 1980; Jackson and Huete, 1991).

3.6. Bidirectional Effects

Both view and solar zenith angles exert great influences on bidirectional reflectance measurements of natural land surfaces. As the terrestrial surfaces are not Lambertian, the bidirectional properties must be taken into account in compositing. Models for bidirectional corrections exist (Suits, 1972; Franklin and Turner, 1992; Pinty and Verstraete, 1992b), but most of them require information about vegetation (vegetation height, for example), which are usually not available from remote sensing measurements. Furthermore, to correct the bidirectional effect on vegetation indices, one needs to consider both the viewing zenith angle and viewing azimuth angle. If a vegetation index is symmetric about the nadir view, only the view zenith angles need to be accounted for. View angle effects distort the geometric shape of the pixels, affecting the spatial resolution and the integrated energy reflected from the surface. When viewing zenith angles become larger, the vegetation index magnitudes will increase. The general shapes of vegetation indices are convex up, meaning that minimum values occurred at or close to nadir view (Qi, 1993). By a geometric configuration, vegetation indices could be corrected for by a factor of cosine. This cosine factor is a simple empirical correction of the bidirectional effects:

$$VI^* = VI \cos(\theta_v) \quad (32)$$

where θ_v is the sensor view angle, VI^* is the vegetation index corrected from the bidirectional effects.

4. THE CLASSIFICATION OF VEGETATION INDICES

Lautenschlager and Perry (1981b) have classified vegetation indices into two large categories. The first category regroups indices based on the MSS5 and MSS7 channels (AVI, NDVI7, PVI7, TVI7 and RVI7 (7/5)). The second category regroups all the indices exploiting the MSS5 and MSS6 channels (NDVI6, TVI6, PVI6, RVI6 (6/5)) as well as other indices implicating three or four bands (GRABS, GVI, MGVI).

Bariou et al. (1985a) have classified vegetation indices into two main categories: indices created from the combination of two spectral bands, notably the red and the near infrared, and indices created from the combination of three or four bands.

Huete (1984 and 1989) has classified vegetation indices into two large categories, ratio indices and orthogonal indices. Ratio vegetation indices, combining two bands, are simpler to use than those derived from more complex combinations. The most widely used are the RVI, the VIN and the NDVI. In the two-dimensional NIR and red space, these indices are graphically displayed by vegetation isolines of increasing slopes diverging out from the origin. Orthogonal vegetation indices include the two-channel perpendicular vegetation index (PVI) of Richardson and Wiegand (1977), the four-channel green vegetation index (GVI) of Kauth and Thomas (1976), the six-channel spectral index (Crist and Cicone, 1984) and the "*n*-dimension" spectral index (Jackson, 1983). The basic concepts of these two categories of indices are contradictory with each other in describing soil-vegetation spectral behavior. The orthogonal indices are distinct from the ratio indices in that isolines of equal "greenness" do not converge at the origin but instead remain parallel to the principal axis of the soil line. The first operate by direct measurement while the second work by indirect measurement. Hence, it can be noted that the difference between ratio indices and orthogonal indices is a difference in "objective" between indices.

Moreover, Baret and Guyot (1991) have classified indices into two categories which characterize covers according to slope (RVI, NDVI, SAVI, TSAVI) or by the perpendicular distance in relation to the bare soil line (for example: the PVI and GVI).

We find it logical to classify indices into two groups: the first generation indices and the second generation indices. First, it is important to observe that Table 1 shows many versions of a same index. For a simple change in the field of application, sensor or multiplicative factor, the index in question will see the author and abbreviation change, but keeps for all practical reasons the same mathematical formulation; these can be referred to as first generation indices, for example: the two indices developed by Richardson and Wiegand (1977), the "Soil Background Line" (SBL) index and the "Differenced Vegetation Index" (DVI), as well as the DVI proposed by Clevers (1986), (see Table 1).

First generation indices are determined by empirical methods without reference to atmospheric effects, soil brightness and soil color. They present serious limitations because they were designed for a specific sensor (Landsat-MSS) and for clearly determined applications, which does not validate multiplicative factors for other areas. However, during the last six years, other indices have been developed proposing notable improvements over the original index with mathematical and physical reasoning and a logical experimental mode, as well as by simulation: these can be referred to as second generation indices (PVI, SAVI, MSAVI, TSAVI, TSARVI, ARVI, GEMI, AVI and NDVI). They are generally based on reflectance values, corrected for sensor calibration and atmospheric effects. Despite the development of many new vegetation indices adapted to soil behavior, the most widely used index remains the NDVI. When going through the literature, this index appears most often in papers dealing with remote sensing applications. The fact that it is often used as reference for evaluating the behavior of new indices developed using satellite images and ground measurements or by simulations, gives it an important place among the second generation indices.

5. CONCLUSION

Vegetation indices are quantitative measurements indicating the vigor of vegetation. They show better sensitivity than individual spectral bands for green vegetation detection. Their usefulness lies as an aid to remote sensing image interpretation, the detection of land use changes, the evaluation of vegetative cover density, forestry, crop discrimination and crop prediction.

In general, it can be observed that vegetation indices do not have a standard universal value, research having often shown different results. The atmosphere, sensor calibration, sensor viewing conditions, solar illumination geometry, soil moisture, color and brightness seriously affect vegetation indices. Moreover, in a heterogeneous environment, where there is a mixture of vegetation and other ground elements in the pixels, the study of vegetation indices becomes more complex. However, the choice of a vegetation index as opposed to another, for whatever application, is quite delicate to make. Each environment has its own characteristics and each index is an indicator of green vegetation in its own right.

The history of vegetation indices shows a first development phase based solely on linear combinations or raw satellite digital numbers (DN). A second conceptual phase is based on the knowledge of the physical phenomena which explain the interactions between electromagnetic radiation, the atmosphere, the vegetative cover and soil background, for solving the problems related to vegetation indices and which remain to be resolved. Research has shown that the second generation indices are less sensitive to atmospheric effects and to soil brightness than the first generation indices. Accordingly, indices which are determined by simulations based on the radiative transfer equation, in ideal conditions, are always more accurate than the others. But can they conserve the same sensitivity to the vegetation cover in normal conditions using satellite or airborne images? Only experimental research can provide answers and establish the basis for the development of an ideal vegetation index for specific applications.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors wish to thank the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada for their financial support (Grant OGP 000 5252), and the "Ministère des Affaires Internationales du Québec" for the financing of Mr. Bannari's stay at the University of Arizona, Tucson. They also thank Mr. Paul Gagnon for his linguistic support as well as his fruitful and useful suggestions.

References

- Aase, J. K., Siddoway, F. H. and Millard, J. P. (1984) Spring wheat leaf phytomass and yield estimates from airborne scanner and hand-held radiometer measurements. *International Journal of Remote Sensing* 5: 771-781.
- Anys, H. (1991) Utilisation des données de télédétection dans un système d'information géographique pour l'étude de l'érosion hydrique du bassin versant d'oued Aricha, (Settat, Maroc). Mémoire de maîtrise en télédétection, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 100.

- Ashburn, P. (1978) The vegetative index number and crop identification. *The LACIE Symposium, Proceedings of the Technical Session*, Houston, TX, USA, Volume II, 843-856.
- Asrar, G., Fuchs, M., Kanemasu, E. T. and Hatfield, J. L. (1984) Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agron. Journal* **76**: 300-306.
- Asrar, G., Kanemasu, E. T. and Yoshida, M. (1985) Estimates of leaf area index from spectral reflectance of wheat under different cultural practices and solar angle. *Remote Sensing of Environment* **17**: 1-11.
- Badhwar, G. D. (1981) *The Use of Parameters to Separate and Identify Spring Small Grains*. Quarterly Technical Interchange Meeting, NASA-JSC, Houston, TX, USA.
- Bannari, A., Morin, D. and He, D. C. (1994) High spatial and spectral resolution remote sensing for the management of the urban environment. *First International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, Strasbourg, France, vol. III, 247-260.
- Bannari, A., Huete, A. R., Morin, D. and Zagolski, F. (1995) Effets de la couleur et de la brillance du sol sur les indices de végétation. *17th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Saskatoon, Saskatchewan, Canada (accepted).
- Baret, F. (1986) Contribution au suivi radiométrique de cultures de céréales. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud Orsay, France, 182.
- Baret, F. and Guyot, G. (1991) Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment* **35**: 161-173.
- Baret, F., Guyot, G., Begue, A., Morel, P. and Podaire, A. (1986) Etude de la complémentarité du moyen infrarouge avec le visible et le proche infrarouge pour le suivi de la végétation. *Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Les Arcs, France, 409-412.
- Baret, F., Guyot, G., Tercs, J. M. and Rigal, D. (1988) Profil spectral et estimation de la biomasse. *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Aussois, France, 93-98.
- Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J. (1989a) TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. *Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Vancouver, Canada, 1355-1358.
- Baret, F., Guyot, G. and Major, D. J. (1989b) Crop biomass evaluation using radiometric measurements. *Photogrammetria (PRS)* **43**: 241-256.
- Baret, F., Jacquemoud, S. and Hanocq, J. F. (1993) The soil line concept in remote sensing. *Remote Sensing Reviews* **7** (1): 65-82.
- Bariou, R., Lecamus, D. and Henaff, F. (1985a) Indices de végétation. Dossiers de télédétection, Centre régional de télédétection, Université de Rennes 2, Rennes, France, 80.
- Bariou, R., Lecamus, D. and Henaff, F. (1985b) Réponse spectrale des végétaux. Dossiers de télédétection, Centre régional de télédétection, Université de Rennes 2, Rennes, France, 71.
- Bonn, F. and Rochon, G. (1992) *Précis de télédétection*: AUPELF-UREF, 485.
- Bonn, F., Charbonneau, L. and Brochu, R. (1989) Analyse de l'utilisation du sol à partir des données SPOT et TM: aspects méthodologiques. *Télédétection en francophonie*, Éd. AUPELF-UREF, Paris, France, 83-92.
- Bullock, P. R. (1992) Operational estimates of western Canadian grain production using NOAA-AVHRR LAC data. *Canadian Journal of Remote Sensing* **18** (1): 23-28.
- Campbell, J. B. (1987) *Introduction to Remote Sensing*. The Guilford Press, New York, USA, 551.
- Chamard, P., Courel, M. F., Ducouso, M., Guénégo, M. C., Le Rhun, J., Levasseur, J. E., Loisel, C. and Togola, M. (1991) Utilisation des bandes spectrales du vert et du rouge pour une meilleure évaluation des formations végétales actives. *Télédétection et Cartographie*, Éd. AUPELF-UREF, 203-209.
- Chance, J. E. (1981) Crop identification and leaf area index calculation with Landsat multispectral data. *International Journal of Remote Sensing* **2**: 1-14.
- Clevers, J. P. W. (1986) The application of a vegetation index in correcting the infrared reflectance for soil background. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, Balkema, Rotterdam, Boston **26** (1): 221-226.
- C.N.E.S. (1976) Problèmes associés à l'orbite. *Centre national d'études spatiales*, Toulouse, France, 20.
- Collet, K. P. and Abednego, B. (1987) L'évaluation d'un paysage urbain étudié à l'aide d'un indice de végétation. *Télédétection satellitaire et espace urbain, Société géographique de Liège*, Belgique, notes de recherches **9**: 3-16.
- Colwell, J. E. (1974) Grass canopy bidirectional reflectance. *Proceedings of 9th International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, Ann Arbor, USA, 1061-1065.
- Colwell, R. N. (ed.) (1983) *Manual of Remote Sensing*, 2nd edition. American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Falls Church, Virginia, USA, 2440.

- Crist, E. P. and Cicone, R. C. (1984) Application of the tasseled cap concept to simulated thematic mapper data. *Photogrammetric Eng. and Remote Sensing* **50**: 343–352.
- Cyr, L. (1993) Apport des indices de végétation pour l'évaluation de la couverture du sol en vue d'une modélisation spatiale de l'érosion. Mémoire de maîtrise en télédétection, Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), Canada, 160.
- Deblonde, G. and Cihlar, J. (1993) A multiyear analysis of the relationship between surface environmental variables and NDVI over the Canadian landmass. *Remote Sensing Reviews* **7**: 151–177.
- Deering, D. W., Rouse, J. W., Haas, R. H. and Schell, H. H. (1975) Measuring "forage production" of grazing units from Landsat-MSS data. *Proceedings of the Tenth International Symposium on Remote Sensing of the Environment*. ERIM, Ann Arbor, Michigan, USA, 1169–1198.
- Elvidge, C. D. and Lyon, J. P. (1985) Influence of rock-soil spectral variation on the assessment of green biomass. *Remote Sensing of Environment* **17**: 265–279.
- Escadafal, R. (1989a) Remote sensing of arid soil surface color with Landsat Thematic Mapper. *Adv Space Res.* **9** (1): 1159–1163.
- Escadafal, R. (1989b) Caractérisation de la surface des sols arides par observations de terrain et par télédétection. Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Paris VI, Paris, France, 317.
- Escadafal, R. (1993) Remote sensing of soil color: principles and applications. *Remote Sensing Reviews* **7**: 261–279.
- Escadafal, R. and Huete, A. R. (1991) Étude des propriétés spectrales des sols arides appliquée à l'amélioration des indices de végétation obtenus par télédétection. *CR Acad. Sci. Paris* **312** (2): 1385–1391.
- Escadafal, R., Girard, M. C. and Courault, D. (1989) Munsell soil color and soil reflectance in the visible spectral bands of Landsat MSS and TM data. *Remote Sensing of Environment* **27**: 37–46.
- Escadafal, R., Huete, A. R. and Post, D. (1990) Estimating soil spectral properties (visible and NIR) from color and roughness field data. *Proceedings of the 23rd International Symposium on Remote Sensing of Environment*, Bangkok, Thailand.
- Forster, B. (1983) Some Urban Measurements from Landsat data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **49**: 1693–1707.
- Franklin, J. and Turner, L. (1992) The applications of a geometric optical canopy reflectance model to semiarid shrub vegetation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **30**: 293–301.
- Fraser, R. S. and Kaufman, Y. J. (1985) The relative importance of scattering and absorption in remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **23**: 625–633.
- Freiberger, W. F. (ed.) (1960) *The International Dictionary of Applied Mathematics*. Van Nostrand, Princeton, NJ, 412.
- Gond, V. and Phulpin, T. (1990) Analyse des variations temporelles du NDVI à partir d'un radiomètre aéroporté à haute résolution. *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et Télédétection* **120**: 27–31.
- Guyot, G. (1984) Caractérisation spectrale des couverts végétaux dans le visible et le proche infrarouge; application à la télédétection. *Bulletin de la Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection* **95** (3): 5–22.
- Guyot, G. (1989) *Signatures spectrales des surfaces naturelles*. Télédétection satellitaire, tome 5. Paradigme, Caen, France, 165.
- Guyot, G. and Baret, F. (1988) Utilisation de la haute résolution spectrale pour suivre l'état des couverts végétaux. *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Aussois, France, 279–286.
- Guyot, G. and Baret, F. (1989) La haute résolution spectrale. *Comptes rendus du 6ème Congrès de l'Association Québécoise de Télédétection*, 197–209.
- Hay, C. M., Kuretz, C. A., Odenweller, J. B., Scheffner, E. J. and Wood, B. (1979) Development of AI procedures for dealing with the effects of episodal events on crop temporal spectral response. AgRISTARS SR-B9-00434, Contract NASA 9-14565.
- Heilman, J. L. and Kress, M. R. (1987) Effects of vegetation on spectral irradiance at the soil surface. *Agron. Journal* **79**: 765–768.
- Holben, B. N. (1986) Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing* **7**: 1417–1434.
- Holben, B. N. and Justice, C. O. (1981) An examination of spectral band ratioing to reduce the topographic effect on remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing* **2**: 115–133.
- Holben, B. N. and Fraser, R. S. (1984) Red and near-infrared sensor response to off-nadir viewing. *International Journal of Remote Sensing* **5**: 145–160.
- Holben, B. N., Kimes, D. and Fraser, R. S. (1986) Directional reflectance response in AVHRR red and near-infrared bands for three cover types and varying atmospheric conditions. *Remote Sensing of Environment* **19**: 213–236.

- Holben, B. N., Kaufman, Y.J. and Kendall, J. D. (1990) NOAA-11 AVHRR visible and near-IR in-flight calibration. *International Journal of Remote Sensing* **11** (8): 1511–1519.
- Huete, A. R. (1984) Soil spectral effects on vegetation discrimination. Ph. D. Thesis, Department of Soils, Water and Engineering; University of Arizona, USA, 208.
- Huete, A. R. (1985) Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment* **17**: 37–53.
- Huete, A. R. (1987) Soil and sun angle interactions on partial canopy spectra. *International Journal of Remote Sensing* **8**: 1307–1317.
- Huete, A. R. (1988) A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* **25**: 295–309.
- Huete, A. R. (1989) Soil influences in remotely sensed vegetation-canopy spectra. *Theory and Applications of Optical Remote Sensing* (G. Asrar eds.). Wiley, Washington, USA, 107–141.
- Huete, A. R. and Jackson, R. D. (1987) Suitability of spectral indices for evaluating vegetation characteristics on arid rangelands. *Remote Sensing of Environment* **23**: 213–232.
- Huete, A. R. and Tucker, C. J. (1991) Investigation of soil influences in AVHRR red and near-infrared vegetation index imagery. *International Journal of Remote Sensing* **12** (6): 1223–1242.
- Huete, A. R., Post, D. F. and Jackson, R. D. (1984) Soil spectral effects on 4-space vegetation discrimination. *Remote Sensing of Environment* **15**: 155–165.
- Huete, A. R., Jackson, R. D. and Post, D.F. (1985) Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. *Remote Sensing of Environment* **17**: 37–53.
- Jackson, R. D. (1983) Spectral indices in *n*-space. *Remote Sensing of Environment* **13**: 409–421.
- Jackson, R.D. (1986) Spectral response of architecturally different wheat canopies. *Remote Sensing of Environment* **20**: 43–56.
- Jackson, R. D. and Huete, A. R. (1991) Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine*, Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, **11**: 185–200.
- Jackson, R. D., Pinter, P. J., Idso, S. B. and Reginato, R.J. (1979) Wheat spectral reflectance: interaction between crop configuration, sun elevation and azimuth angle. *Applied Optics* **18**: 3730–3732.
- Jackson, R. D., Pinter, P. J., Paul, J., Reginato, R.J., Robert, J. and Idso, S. B. (1980) Hand-held radiometry. *Agricultural Reviews and Manuals ARM-W-19*. Oakland, California: U.S. Department of Agriculture, Science and Education Administration.
- Jackson, R. D., Slater, P. N. and Pinter, P. J. (1983a) Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmospheres. *Remote Sensing of Environment* **13**: 187–208.
- Jackson, R. D., Slater, P. N. and Pinter, P. J. (1983b) Adjusting the tasselled-cap brightness and greenness factors for atmospheric path radiance and absorption on a pixel by pixel basis. *International Journal of Remote Sensing* **4** (2): 313–323.
- Jackson, R. D., Pinter, P. J., Paul, J. and Reginato, R. J. (1985) Net radiation calculated from remote multispectral and ground station meteorological data. *Agric. For. Meteorol.* **35**: 153–164.
- Kaufman, Y. J. (1984) Atmospheric effects on remote sensing of surface reflectance. *SPIE Remote Sensing* **475**: 20–33.
- Kaufman, Y. J. (1988) Atmospheric effects on spectral signature measurements and corrections. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **26** (4): 441–450.
- Kaufman, Y. J. and Sendra, C. (1988) Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near-IR satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing* **9** (8): 1357–1381.
- Kaufman, Y. J. and Tanré, D. (1992) Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **30** (2): 261–270.
- Kaufman, Y. J. and Holben, B. N. (1993) Calibration of the AVHRR visible and near-IR bands by atmospheric scattering, ocean glint and desert reflection. *International Journal of Remote Sensing* **14** (1): 21–52.
- Kauth, R. J. and Thomas, G. S. (1976) The tasselled cap—a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. *Procs. Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, West Lafayette, Indiana, 41–51.
- Kauth, R. J., Lambeck, P. F., Richardson, W., Thomas, G. S. and Pentland, A. P. (1979) Feature extraction applied to agricultural crops as seen by Landsat. *Proceedings of the LACIE Symposium*, Johnson Space Center (NASA), Houston, Texas, USA, 705–721.
- Kerr, Y. H., Imbernon, J., Dedieu, G., Hauteceur, O., Lagouarde, J. and Seguin, B. (1989) NOAA AVHRR and its uses for rainfall and evapotranspiration monitoring. *International Journal of Remote Sensing* **10**: 847–854.
- Kollenkark, J. C., Vanderbilt, V. C., Bauer, M. E., Housley, T. L. (1982) Effect of cultural practices on agronomic and reflectance characteristics for soil brightness. *International Journal of Remote Sensing* **11** (5): 751–758.

- Kong, X. N. and Madjar, D. V. (1988) Effet de la résolution spatiale sur des propriétés statistiques des images satellites: une étude de cas. *International Journal of Remote Sensing* **9** (8): 1315–1328.
- Lautenschlager, L. F. and Perry, C. R. (1981a) An empirical, graphical and analytical study of the relationship between vegetation indices. Lyndon B. Johnson Space Center (eds.) (NASA), Houston, Texas, USA.
- Lautenschlager, L. F. and Perry, C. R. (1981b) Comparison of vegetation indices based on satellite-acquired spectral data. American Statistical Association. *Proceedings of the Section on Survey Research Methods*, Michigan, USA, 77–82.
- Lee, T. Y. and Kaufman, Y. J. (1986) Non-lambertian effects on remote sensing and vegetation index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **GE-24**: 699–707.
- Major, D. J., Baret, F. and Guyot, G. (1990) A ratio vegetation index adjusted for soil brightness. *International Journal of Remote Sensing* **11** (5): 727–740.
- McNairn, H. and Protz, R. (1993) Mapping corn residue cover on agricultural fields in Oxford County, Ontario, using Thematic Mapper. *Canadian Journal of Remote Sensing* **19** (2): 152–159.
- Misra, P. N., Wheeler, S. G. and Oliver, R. E. (1977) Kauth-Thomas brightness and greenness axes. Contract NASA 9-14350, RES 23-46.
- Nicholson, S. E., Davenport, M. L. and Malo, A. D. (1990) A comparison of the vegetation response to rainfall in the Sahel and East Africa, using NDVI from NOAA AVHRR. *Climate Change* **17**: 209–214.
- Pearson, R. L. and Miller, L. D. (1972) Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, Pawnee National Grasslands, Colorado. *Proceedings of the 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment II*: 1355–1379.
- Perry, C. R. and Lautenschlager, L. F. (1984) Functional equivalence of spectral vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* **14**: 169–182.
- Pinty, B. and Verstraete, M. M. (1992a) GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio* **101**: 15–20.
- Pinty, B. and Verstraete, M. M. (1992b) On the design and validation of surface bidirectional reflectance and albedo models. *Remote Sensing of the Environment* **41**: 155–167.
- Pitts, D. E., McAllum, W. E. and Dillinger, A. E. (1974) The effect of atmospheric water vapor on automatic classification of ERTS data. *Proceedings of the Ninth International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, ERIM, Ann Arbor, Michigan, USA, 483–497.
- Price, J. C. (1987) Calibration of satellite radiometers and comparison of vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* **21**: 15–27.
- Prince, S. D. and Tucker, C. J. (1986) Satellite remote sensing of rangelands in Botswana. II. NOAA AVHRR and herbaceous vegetation. *International Journal of Remote Sensing* **7**: 1555–1570.
- Plummer, S. E., North, P. R. and Briggs, S. A. (1994) The angular vegetation index: an atmospherically resistant index for the second along track scanning radiometer (ATSR-2). *Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Val d'Isère, France.
- Qi, J. (1993) Compositing multitemporal remote sensing data. Ph.D dissertation, Department of Soil and Water Science, University of Arizona, Arizona, USA, 200.
- Qi, J., Moran, M. S., Huete, A. R., Jackson, R. D. and Chehbouni, A. (1991) View-atmosphere-soil effect on vegetation indices derived from SPOT images. *Proceedings of the 5th International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Courchevel, France 2, 785–790.
- Qi, J., Huete, A. R., Moran, M. S., Chehbouni, A. and Jackson, R. D. (1993) Interpretation of vegetation indices derived from multi-temporal SPOT images. *Remote Sensing of Environment* **44**: 89–101.
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Kerr, Y. H. and Sorooshian, S. (1994) A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment* **47**: 1–25.
- Rao, V. R., Brach, E. J. and Mack, A. R. (1979) Bidirectional reflectance of crops and the soil contribution. *Remote Sensing of Environment* **8**: 115–125.
- Richardson, A. J. and Wiegand, C. L. (1977) Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **43** (12): 1541–1552.
- Rouquet, M. C. (1984) Correction de l'influence de l'atmosphère sur des données acquises en télédétection des ressources terrestres. Thèse de Doctorat, Laboratoire d'Optique Atmosphérique, Université des sciences et techniques de Lille, France, 113.
- Rouse, J. W. (1972) Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFCT Type I Report, Greenbelt, MD, USA.
- Rouse, J. W. (1973) Monitoring the vernal advancement and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFCT Type II Report, Greenbelt, MD, USA.

- Rouse, J. W., Haas, R. W., Schell, J. A., Deering, D. W. and Harlan, J. C. (1974) Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFCT Type III Final Report, Greenbelt, MD, USA.
- Sellers, P. J. (1985) Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *International Journal of Remote Sensing* **6**: 1335–1372.
- Slater, P. N. (1980) *Remote Sensing: Optics and Optical Systems*. Addison-Wesley, Reading, MA, USA.
- Suits, G. H. (1972) The calculation of the directional reflectance of a vegetation canopy. *Remote Sensing of Environment* **2**: 117–125.
- Tanré, D. (1982) Interaction rayonnement-aérosols: applications à la télédétection et au calcul du bilan radiatif. Thèse de Doctorat d'État, Laboratoire d'optique atmosphérique, Université des sciences et techniques de Lille, France, 258.
- Tanré, D., Deroo, C., Dahaut, P., Herman, M. and Morcrette, J. J. (1985) Effets atmosphériques en télédétection, logiciel de simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire. *Proceedings of the 3rd International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Les Arcs, France, 315–319.
- Teillet, P. M., Staenz, K. and Williams, D. J. (1994) Effects of spectral and spatial resolution on NDVI. *Canada Centre for Remote Sensing*, Ottawa, Ontario, Canada, 10.
- Thompson, D. R. and Wehmanen, O. A. (1980) Using Landsat digital data to detect moisture stress in corn-soybean growing regions. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **46**: 1087–1093.
- Townshend, J. R. G. and Justice, C. O. (1986) Analysis of the dynamics of African vegetation using the normalized difference vegetation index. *International Journal of Remote Sensing* **7**: 1435–1445.
- Tucker, C. J. (1979) Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment* **8**: 127–150.
- Tucker, C. J. and Miller, L. D. (1977) Soil spectra contributions to grass canopy spectral reflectance. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **43** (6): 721–726.
- Tucker, C. J. and Sellers, P. J. (1986) Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing* **7**: 1395–1416.
- Verstraete, M. M. and Pinty, B. (1991) The potential contribution of satellite remote sensing to the understanding of arid land processes. *Vegetatio* **91**: 59–72.
- Wheeler, S. G., Misra, P. N. and Holmes, A. Q. (1976) Linear dimensionality of Landsat agricultural data with implications for classifications. *Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, LARS, Purdue University, Indiana.
- Wiegand, C. L. and Richardson, A. J. (1982) Comparisons among a new soil index and other 2 and 4 dimensional vegetation indices. *Technical papers of the American Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, Denver, CO, USA, 210–227.
- Yazdani, R., Ryerson, A. R. and Derenyi, E. (1981) Vegetation change detection in an area—a simple approach for use with geo-data base. *Proceedings of the 7th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Winnipeg, Manitoba, Canada, 88–92.

Effets de la couleur et de la brillance du sol sur les indices de végétation

A. BANNARI[†], A. R. HUETE[‡], D. MORIN[†] and F. ZAGOLSKI[§]

[†]Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection (CARTEL),
Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), J1K 2R1, Canada

[‡]Department of Soil and Water Science, University of Arizona 429 Shantz
Building #38, Tucson, Arizona U.S.A. 85721

[§]Centre d'Etude Spatiale des Rayonnements (C.N.R.S.), Université Paul
Sabatier BP 4346-31029, Toulouse cedex, France

(Reçu le 9 Mars 1995; version révisée le 27 Octobre 1995)

Résumé. Les variations des propriétés spectrales des sols liées à leur couleur et à leur brillance perturbent considérablement la détection de la végétation éparsée, dans les milieux hétérogènes, à l'aide des indices de végétation. Durant la dernière décennie, une nouvelle génération d'indices de végétation (NDVI, PVI, SAVI, MSAVI, TSAVI, TSARVI, ARVI, GEMI, et AVI) a été développée dans le but de minimiser ces effets. Afin d'évaluer la sensibilité de ces indices à la couleur et à la brillance du sol et de tester leur potentiel pour une description plus précise du couvert végétal pour différents taux de couverture, plusieurs simulations ont été réalisées à partir d'un modèle de transfert radiatif de premier ordre. Ce dernier a été adapté pour étudier d'une façon directe la contribution des propriétés optiques du sol nu sur l'indice de végétation. Les résultats montrent que le modèle de transfert radiatif de premier ordre constitue un excellent outil d'analyse et de compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique, le couvert végétal et le sol nu. Il permet d'analyser l'effet de la couleur et la brillance sur le facteur de réflectance et par conséquent sur l'indice de végétation. Les indices GEMI, AVI, NDVI, ARVI et PVI sont moins performants pour la gestion d'un environnement à végétation éparsée ou moyennement dense. Ils sont entachés d'erreurs non négligeables liées aux propriétés optiques des sols nus. Le AVI conduit à des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Quant aux indices TSAVI, TSARVI, SAVI et MSAVI, ils sont plus résistants aux changements des propriétés optiques des sols (couleur et brillance) et permettent de mieux discriminer le végétal du sol nu dans un environnement végétal épars et relativement complexe.

Abstract. Variations in the spectral properties of soils related to their colour and brightness considerably influence the detection of sparse vegetation in heterogeneous environments using vegetation indices. During the last decade, a new generation of vegetation indices (NDVI, PVI, SAVI, MSAVI, TSAVI, TSARVI, ARVI, GEMI, and AVI) was developed in order to minimize these effects. To evaluate the sensitivity of these indices to soil colour and brightness and to test their potential for a more precise description of the vegetation cover for different cover rates, a number of simulations were carried out using a first order radiative transfer model. The model was adapted for studying directly the contribution of the optical properties of bare soils on the vegetation index. The results show that the first order radiative transfer model constitutes a valuable tool for analysing and understanding the interactions between the electromagnetic radiation, the vegetation cover and bare soil. It makes it possible to analyse the effect of colour and brightness on the reflectance factor and, consequently, on the vegetation

index. The GEMI, AVI, NDVI, ARVI and PVI indices show lower performance for the management of sparse or moderately dense vegetation environments. They are marked by non-negligible errors related to the optical properties of bare soils. The AVI leads to results that do not reflect the theoretical behaviour of vegetation indices. As to the TSAVI, TSARVI, SAVI and MSAVI indices, they are more resistant to changes in the optical properties of soils and permit better discrimination between the vegetation from the bare soil background in an heterogeneous and relatively complex environment.

1. Introduction

Les indices de végétation dérivés des données de télédétection constituent une information de base précieuse pour la gestion de l'environnement végétal dans les programmes des changements globaux. Ces indices permettent de mener des études à différentes échelles de temps et d'espace. Cependant, les variations des propriétés spectrales causées par la couleur et la brillance des sols perturbent considérablement la détection de la végétation éparsée dans les milieux hétérogènes. Pour minimiser ces effets perturbateurs, une nouvelle génération d'indices de végétation a été développée. Certains de ces indices ont été conçus sous l'hypothèse que leurs variations dépendaient uniquement de la végétation. Néanmoins, plusieurs travaux de recherche ont souligné la faiblesse de cette hypothèse et le fait que les valeurs de l'indice de végétation obtenues sur des surfaces de sols nus ou très peu couverts, déviaient souvent de cette supposition théorique (Kauth et Thomas 1976, Richardson et Wiegand 1977, Escadafal 1989, 1993, Escadafal et Huete 1991, Baret *et al.* 1993, Huete *et al.* 1994 *a*). Par exemple, dans les zones à couvert végétal épars, l'espace vert n'est pas une entité en soi, mais un mélange à proportions variables de zones herbacées, boisées, de sols nus, d'espaces construits, de voies de communications, etc. Ceci constitue un bruit gênant pour la détection des faibles couvertures végétales. Ce bruit est défini comme un accroissement de l'indice de végétation dû aux variations des propriétés spectrales des couleurs des sols et non à une augmentation du taux de couverture végétale (Huete 1984). La compréhension et l'utilisation des observations spectrométriques au niveau du couvert nécessitent donc une bonne connaissance des facteurs perturbateurs tels que la couleur et la brillance du sol. L'interprétation des données de télédétection doit par conséquent s'appuyer sur des modèles de transfert radiatif permettant de relier les données radiométriques aux paramètres biophysiques et d'interpréter quantitativement les résultats expérimentaux acquis sur la végétation.

Afin d'évaluer la sensibilité des indices de la deuxième génération (NDVI, ARVI, GEMI, AVI, PVI, SAVI, MSAVI, TSAVI et TSARVI) (Bannari *et al.* 1995 *a*) à la couleur et à la brillance du sol et d'examiner leur potentiel pour une description plus précise du couvert végétal de différents taux de couverture, plusieurs simulations ont été réalisées à partir d'un modèle de transfert radiatif de premier ordre. Ce modèle a été adapté pour étudier directement la contribution des propriétés optiques du sol nu à la réflectance spectrale dans chacune des bandes et par conséquent à l'indice de végétation. À l'aide d'un spectromètre portable, des mesures spectrales dans le visible et le proche-infrarouge ont été réalisées sur des sols nus de différentes couleurs et sur un sol à différents taux de couverture végétale.

2. Méthodologie

Des mesures spectrales ont été réalisées sur une série de 15 échantillons de sols présentant une grande diversité de couleurs (tableau 1). Les échantillons ont été

Tableau 1. Échantillons de sols étudiés présentant une grande diversité de couleurs.

Échantillons	No.	Couleur munsell			Couleur standard
		Teinte	Clarté	Pureté	
Loring	1	9·6 YR	4·8	4·1	Beige
Canelo	2	7 YR	6·2	2·7	Gris très clair
Cecil	3	3 YR	4·1	5·4	Marron orangé
Hamerly	4	9·6 YR	2·6	0·7	Gris foncé
Amarillo	5	5·6 YR	4·0	4·3	Marron clair
Pierre	6	1·4 Y	3·7	1·9	Gris
Hiwasseg	7	6 YR	4·7	3·9	Marron très clair
Mexico	8	9·5 YR	4·1	2·0	Gris clair
Academy	9	0·4 YR	3·7	1·8	Gris moyen
Caribou	10	0·5 Y	5·2	2·9	Brun clair
Miamian	11	0·4 Y	4·5	2·9	Brun
Sverdrup	12	8·7 YR	3·2	1·7	Marron foncé
Nicholson-Bt	13	0·3 Y	5·5	4·0	Beige clair
Whitehouse-Bt	14	4·2 YR	3·2	3·9	Marron
Collamer-AP	15	0·9 Y	5·7	3·3	Beige très clair

séchés et tamisés à 2 mm pour avoir la même granulation, ensuite leur couleur a été mesurée selon la charte de Munsell avec un colorimètre à source lumineuse calibrée. Les signatures spectrales ont été acquises à l'aide d'un spectromètre portable opérant dans les régions du visible et du proche-infrarouge du spectre solaire (350 et 925 nm) sur chacun des échantillons dans des conditions de sols secs puis humides. Le facteur de réflectance de la cible a été obtenu conformément à la méthode décrite par Jackson *et al.* (1980) adaptée aux caractéristiques du spectromètre par l'utilisation d'une surface de référence Lambertienne pour la normalisation des mesures. Ce facteur de réflectance bidirectionnel dépend à la fois de la géométrie d'éclairement et de visée. Cet effet bidirectionnel demeure négligeable dans notre cas puisque nos mesures ont été réalisées durant des intervalles de temps très courts et très rapprochés en gardant l'angle de visée constant dans une position verticale. Bien que le terme 'facteur de réflectance bidirectionnel' soit plus approprié, dans les sections suivantes nous utilisons le terme réflectance dans le sens général. Le facteur de réflectance de la cible est obtenu par la formule suivante:

$$\rho_{cible} = \frac{L_{cible}}{L_{réf}} \rho_{réf} \quad (1)$$

où ρ_{cible} = facteur de réflectance de la cible, $\rho_{réf}$ = facteur de réflectance de la surface de référence, L_{cible} = luminance de la cible mesurée par le spectromètre, $L_{réf}$ = luminance de la surface de référence mesurée par le spectromètre.

Les courbes de la figure 1 illustrent les différentes signatures spectrales des échantillons étudiés. Dans le visible comme dans l'infrarouge, nous constatons une différence nette et significative entre ces courbes qui est attribuable à la forte différence entre les couleurs des échantillons. Elles croissent progressivement dans le rouge et l'infrarouge, avec une petite inflexion dans le vert et une forte absorption dans le bleu. Cette différence entre les courbes concorde avec les travaux de Condit (1970) qui a analysé une série de 285 échantillons de sols des Etats-Unis, ainsi qu'avec les

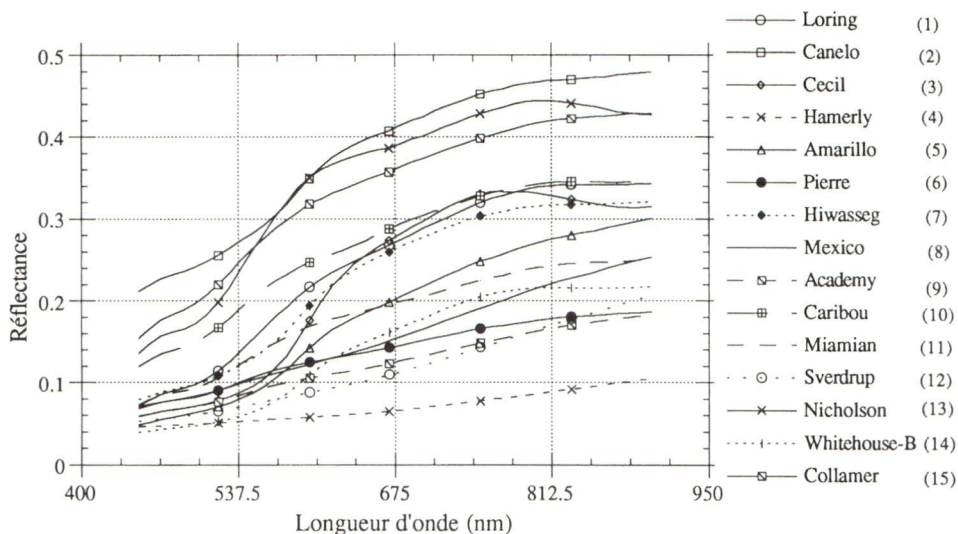


Figure 1. Spectres mesurés des échantillons de sols étudiés.

travaux de Escadafal (1989) et Escadafal *et al.* (1994) qui ont obtenu les mêmes résultats sur des échantillons de sols du sud de la Tunisie.

Les données sur le couvert végétal utilisées dans cette étude impliquent un mélange spectral, sol-végétation. Elles ont été mesurées au dessus d'un seul sol de couleur noire (cloverspring) avec un couvert végétal de coton à différents taux de couverture (20, 40, 60, 75 et 97 pour cent), sous des conditions de sols secs et humides. Le taux de couverture végétale a été estimé à partir des photos 35-mm prises à l'aide d'une caméra montée sur le spectromètre en même temps que les mesures spectrométriques (Huete 1987). L'ensemble de ces mesures a été rééchantillonné selon les bandes spectrales visible et proche-infrarouge du capteur TM de Landsat.

La figure 2 résume les principales étapes de la méthodologie utilisée. L'inversion du modèle de premier ordre a permis l'obtention de la composante intrinsèque au couvert végétal, $\rho_v(\lambda)$, et de la transmittance totale à travers le couvert végétal, $T(\lambda)$, pour chaque taux de couverture. Ces derniers paramètres déterminés, ainsi que les réflectances mesurées sur les 15 échantillons de sols nus ont été intégrés dans le modèle pour simuler les réflectances résultantes mesurées au capteur et analyser de très près l'effet de la couleur et la brillance de chacun des sols sur les réflectances spectrales dans chacune des bandes et par la suite, sur les indices de végétation pour différents taux de couverture. Dans la section suivante, nous exposons les considérations théoriques du modèle de transfert radiatif, son inversion et la détermination de tous les paramètres.

3. Modèle de transfert radiatif de premier ordre

Ce modèle décompose la réflectance résultante mesurée au capteur au dessus d'un couvert végétal selon deux composantes principales: la réflectance intrinsèque au couvert végétal $\rho_v(\lambda)$ (dans cette composante les interactions du rayonnement avec le sol nu ne sont pas prises en compte) et la réflectance intrinsèque au sol nu transmise à travers le couvert végétal $\rho_s(\lambda)T(\lambda)$. La figure 3 illustre la géométrie du signal. Notons que l'expression analytique du modèle reste valable pour toute con-

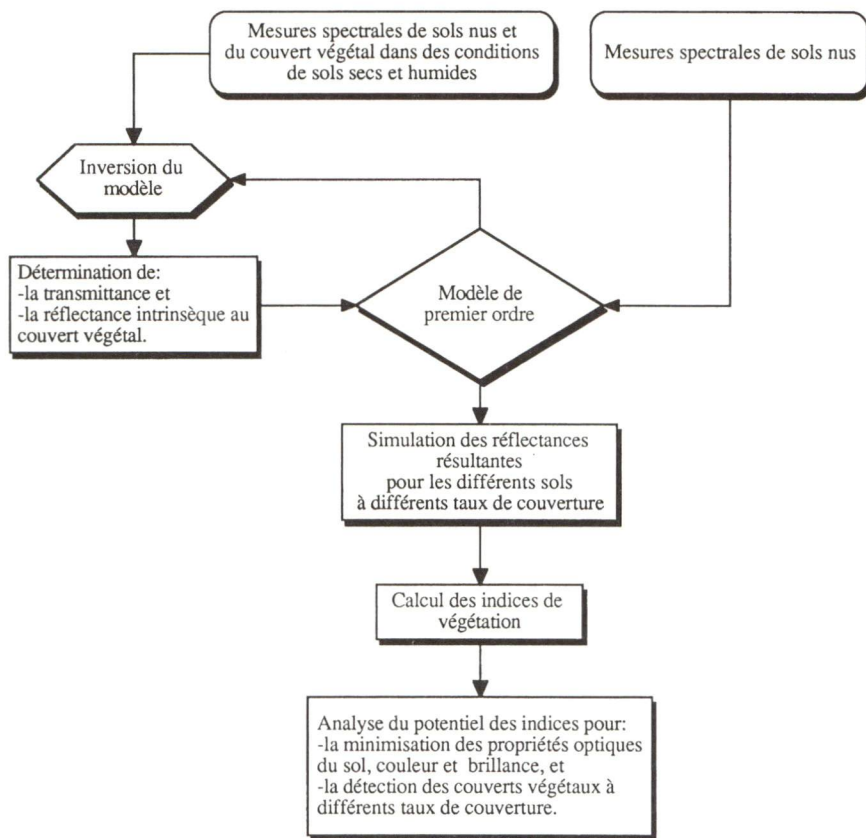


Figure 2. Étapes de la méthodologie.

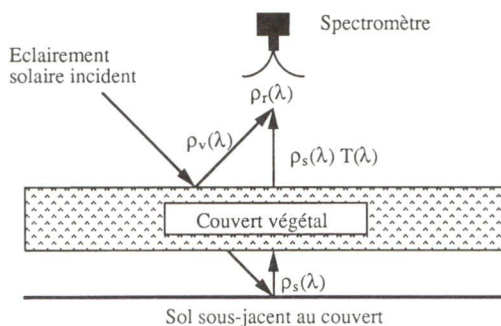


Figure 3. Géométrie du signal à travers le couvert.

figuration géométrique. L'approche adoptée dans cette étude est analogue à celle qui a été utilisée par Lillesaeter (1982) et par Huete (1987) pour étudier la dépendance spectrale d'un couvert végétal (en phase de développement) en fonction du sol nu. L'équation simplifiée donnant la réflectance résultante mesurée au capteur s'écrit:

$$\rho_r(\lambda) = \rho_s(\lambda)T(\lambda) + \rho_v(\lambda) \quad (2)$$

où $\rho_r(\lambda)$ = la réflectance résultante mesurée au capteur, $\rho_s(\lambda)$ = la réflectance

intrinsèque au sol nu, $\rho_v(\lambda)$ = la réflectance intrinsèque à la végétation, $T(\lambda)$ = la transmittance totale (descendante et ascendante) à travers le couvert végétal.

Les interactions d'ordre multiple à l'interface 'sol-couvert végétal' ont été négligées: cette simplification n'est pas critique pour ce modèle (Huete 1987). Le modèle est conditionné par les trois considérations théoriques suivantes:

1. Pour une cible de sol nu dépourvue de végétation ($\rho_v(\lambda) = 0$), la transmittance est totale ($T(\lambda) = 1$):

$$\rho_r(\lambda) = \rho_s(\lambda) \quad (3)$$

2. Pour une cible de végétation dense (taux de couverture de 100 pour cent), la transmittance est nulle ($T(\lambda) = 0$):

$$\rho_r(\lambda) = \rho_v(\lambda) \quad (4)$$

3. Lorsque la réflectance du sol s'approche de zéro, le comportement du sol est identique à celui d'un corps noir ($\rho_s(\lambda) = 0$):

$$\rho_r(\lambda) = \rho_v(\lambda) \quad (5)$$

Cette dernière condition est très difficile à réaliser, mais si la réflectance est mesurée à travers un même couvert végétal épars avec un sol sec puis humide, il est possible de déterminer la composante de la réflectance intrinsèque au couvert végétal sans aucune information sur le sol sous-jacent. Dans l'équation (2), la réflectance résultante $\rho_r(\lambda)$ ainsi que la réflectance du sol nu $\rho_s(\lambda)$ sont des paramètres connus, qui peuvent être mesurés à l'aide d'un spectromètre, alors que $T(\lambda)$ et $\rho_v(\lambda)$ sont des variables inconnues et sont propres à chaque taux de couverture. Les mesures réalisées sur le couvert végétal de coton à différents taux de couverture, dans les conditions de sol sec puis humide, permettent de poser les deux équations suivantes:

$$\rho_{r-s}(\lambda) = \rho_v(\lambda) + \rho_{s-s}(\lambda)T(\lambda) \quad (6)$$

$$\rho_{r-h}(\lambda) = \rho_v(\lambda) + \rho_{s-h}(\lambda)T(\lambda) \quad (7)$$

où $\rho_{r-s}(\lambda)$ = la réflectance résultante du couvert végétal au dessus d'un sol sec, $\rho_{r-h}(\lambda)$ = la réflectance résultante du couvert végétal au dessus d'un sol humide, $\rho_{s-s}(\lambda)$ = la réflectance intrinsèque au sol nu sec, $\rho_{s-h}(\lambda)$ = la réflectance intrinsèque au sol nu humide.

La réflectance intrinsèque à la végétation, $\rho_v(\lambda)$, étant indépendante des conditions d'humidité du sol, la transmittance du couvert peut être déduite par la différence entre les équations (6) et (7):

$$T(\lambda) = \frac{\Delta\rho_r(\lambda)}{[\rho_{s-s}(\lambda) - \rho_{s-h}(\lambda)]} \quad (8)$$

La réflectance inhérente au couvert végétal sera donc déterminée par l'inversion du modèle, pour chaque taux de couverture:

$$\rho_v(\lambda) = \rho_r(\lambda) - \rho_s(\lambda)T(\lambda) \quad (9)$$

L'introduction des transmittances et des composantes végétales déterminées pour les différents taux de couverture et les réflectances des 15 échantillons des sols nus mesurées dans l'équation (2), permet alors la simulation des réflectances résultantes du couvert pour chacun des sols échantillonnés.

4. Choix des indices de végétation

Durant la dernière décennie, une nouvelle génération d'indices de végétation a été développée dans le but de minimiser les effets perturbateurs tels que la couleur et la brillance des sols nus et de réhausser le signal issu de la végétation (Bannari *et al.* 1995 a). Malgré le développement de plusieurs nouveaux indices adaptés aux comportements des sols, le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) proposé par Rouse *et al.* (1974) reste l'indice le plus utilisé. En exploitant la philosophie de la droite des sols nus (pente et origine), Jackson *et al.* (1980) ont développé le Perpendicular Vegetation Index (PVI). Or, Huete (1988) a démontré qu'il existait une certaine contradiction dans la façon dont les indices NDVI et PVI décrivent le comportement spectral de la végétation et du sol. Il a par conséquent développé un nouvel indice de végétation appelé le Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) qui est un compromis entre les indices de type rapport (NDVI) et les indices de type orthogonal (PVI). Par ailleurs, Qi *et al.* (1994 a) ont montré que le facteur d'ajustement 'L' du SAVI n'était pas une constante, mais plutôt une fonction qui variait inversement avec la présence de la végétation. Afin de minimiser l'effet du sol nu sur le SAVI, ils ont proposé une version modifiée de l'indice, le Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI). Par ailleurs, à partir d'une approche analogue à celle du PVI, Baret *et al.* (1989) ont transformé le SAVI en Transformed Soil Adjusted Vegetation Index (TSAVI). Cette première version du TSAVI fut réajustée afin de minimiser les effets de la brillance du sol par un facteur additif de 0.08 (Baret et Guyot 1991). Kaufman et Tanré (1992) ont développé un nouvel indice de végétation appelé Atmospherically Resistance Vegetation Index (ARVI). Celui-ci est une version améliorée de l'indice de végétation de la différence normalisée (NDVI). Afin de minimiser à la fois l'effet du sol et de l'atmosphère, Pinty et Verstraete (1992) ont proposé un indice de végétation non linéaire pour une gestion globale de la végétation à partir d'images acquises par le capteur AVHRR du satellite NOAA, le Global Environment Monitoring Index (GEMI). Récemment, pour minimiser l'effet de l'atmosphère sur le TSAVI, Bannari *et al.* (1994) ont proposé le Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index (TSARVI). Cette transformation est basée sur la substitution du canal rouge par le canal rouge-bleu proposé par Kaufman et Tanré (1992). La pente et l'origine (a_{rb} et b_{rb}) de la droite des sols nus sont calculées dans l'espace rouge-bleu/proche infrarouge (équation (20)). Un autre nouvel indice de végétation résistant aux effets atmosphériques et à la brillance du sol a été défini par Plummer *et al.* (1994), le Angular Vegetation Index (AVI). Cet indice utilise les trois bandes spectrales: vert, rouge et proche-infrarouge du capteur ATSR-2 (Along Track Scanning Radiometer) de ERS-2, ainsi que la longueur d'onde central de chacune de ces bandes ($\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$). La dépendance spectrale de cet indice est normalisée par rapport à la bande centrale dans le rouge (λ_2). Ces auteurs recommandent l'application du AVI sur les données issues de tout autre capteur qui possède les mêmes bandes spectrales. Les formules de tous les indices mentionnés auparavant sont données ci-dessous:

$$NDVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R)} \quad (10)$$

où R = la réflectance moyenne dans le canal rouge, PIR = la réflectance moyenne dans le canal proche infrarouge;

$$PVI = \frac{(PIR - aR - b)}{\sqrt{a^2 + 1}} \quad (11)$$

La droite des sols nus dans l'espace spectral rouge et proche-infrarouge est la suivante:

$$PIR = aR + b \quad (12)$$

où a = la pente de la droite des sols nus, dans l'espace R/PIR , b = l'ordonnée à l'origine de la droite des sols nus, dans l'espace R/PIR ;

$$SAVI = \frac{(PIR - R)}{(PIR + R + L)} (1 + L) \quad (13)$$

$$MSAVI = \frac{2PIR + 1 - \sqrt{(2PIR + 1)^2 - 8(PIR - R)}}{2} \quad (14)$$

$$TSAVI = \frac{a(PIR - aR - b)}{R + aPIR - ab + 0.08(1 + a^2)} \quad (15)$$

$$ARVI = \frac{(PIR - RB)}{(PIR + RB)} \quad (16)$$

$$RB = R - \gamma[B - R] \quad (17)$$

$$\gamma = \rho_{a-r} / [\rho_{a-b} - \rho_{a-r}] \quad (18)$$

où B = la réflectance moyenne du canal bleu, RB = réflectance combinée à partir des deux canaux: bleu et rouge, ρ_{a-r} = la réflectance intrinsèque de l'atmosphère dans le canal rouge, ρ_{a-b} = la réflectance intrinsèque de l'atmosphère dans le canal bleu, γ = facteur d'auto-correction atmosphérique qui dépend du type d'aérosol;

$$TSARVI = \frac{a_{rb}(PIR - a_{rb}RB - b_{rb})}{RB + a_{rb}PIR - a_{rb}b_{rb} + 0.08(1 + a_{rb}^2)} \quad (19)$$

La droite des sols nus dans l'espace spectral rouge-bleu et proche-infrarouge est la suivante:

$$PIR = a_{rb}RB + b_{rb} \quad (20)$$

où a_{rb} = la pente de la droite des sols nus, dans l'espace RB/PIR , b_{rb} = l'ordonnée à l'origine de la droite des sols nus, dans l'espace RB/PIR .

$$GEMI = \eta(1 - 0.25\eta) - (R - 0.125)/(1 - R) \quad (21)$$

$$\eta = [2(PIR^2 - R^2) + 1.5PIR + 0.5R]/(PIR + R + 0.5) \quad (22)$$

$$AVI = \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_3 - \lambda_2}{\lambda_2} [PIR - R]^{-1} \right\} + \tan^{-1} \left\{ \frac{\lambda_2 - \lambda_1}{\lambda_2} [V - R]^{-1} \right\} \quad (23)$$

où V = la réflectance moyenne du canal vert.

5. Critères d'évaluation de la sensibilité des indices de végétation

D'après Jackson *et al.* (1983), l'indice de végétation idéal devrait être sensible aux couverts végétaux, insensible à la brillance et à la couleur des sols, peu affecté par les effets de l'atmosphère, de l'environnement et des conditions d'éclairement et d'observation. Ces effets interviennent simultanément au cours de mesures *in situ* et au moment de l'acquisition des images satellitaires ou aéroportées. La sensibilité au couvert végétal est la condition primordiale qu'un indice de végétation doit satisfaire

puisque'il est sensé avoir une meilleure sensibilité que les bandes spectrales individuelles pour mesurer la vigueur de la végétation (Asrar *et al.* 1984, Campbell 1987, Huete *et al.* 1994b). De manière générale, un indice sera d'autant plus performant qu'il maximise le signal de la végétation et minimise les effets liés aux éléments perturbateurs cités précédemment.

Le principe du coefficient de variation, rapport de l'écart-type (σ) à la moyenne (\bar{X}), qui est un critère quantitatif a été retenu pour être appliqué systématiquement à l'analyse de la sensibilité des indices de végétation aux propriétés optiques du sol (couleur et brillance) pour chaque taux de couverture végétale. Afin d'amplifier le bruit causé par ces effets et de mieux le présenter graphiquement, nous avons utilisé une constante multiplicative qui est égale à deux:

$$\text{Bruit} = C^{te} \frac{\sigma}{\bar{X}} \quad (24)$$

6. Analyse des résultats

6.1. Aptitude du modèle de transfert radiatif de premier ordre

Pour vérifier l'aptitude du modèle de transfert radiatif de premier ordre proposé, nous examinons dans un premier temps le comportement de chacune des deux composantes principales et de la transmittance du couvert en fonction de la densité du couvert végétal. La figure 4(a) montre que le facteur de transmittance satisfait les considérations théoriques du modèle de premier ordre. Autrement dit, dans le visible comme dans le *PIR*, la transmittance varie inversement avec la densité du couvert. Elle est totale pour le sol nu, $T(\lambda) = 1$, et minimale pour une forte densité végétale, $T(\lambda)$ tend vers zéro. Pour une densité de couvert supérieure à 40 pour cent, la variation de la transmittance est de l'ordre de 10 pour cent entre les régions spectrales du rouge et du *PIR*. La composante propre du sol nu transmise à travers le couvert végétal, $\rho_s(\lambda)T(\lambda)$, est représentée par la figure 4(b). Les courbes sont similaires et une différence existe au niveau de l'amplitude qui diminue progressivement à cause de la faible contribution du sol nu au fur et à mesure que la végétation devient dense. Quant à la réflectance propre du couvert végétal, elle est illustrée par la figure 4(c). Cette composante indique clairement le comportement spectral de la végétation: le rayonnement visible du rouge est absorbé par la chlorophylle tandis que le rayonnement du *PIR* est fortement réfléchi. De plus, l'absorption se manifeste de la même manière dans le rouge et le bleu, alors que le vert montre une légère réflexion. L'erreur quadratique moyenne causée par le bruit du sol qui affecte la composante végétale est très faible; elle est de 1 pour cent dans le visible et de 2 pour cent dans l'infrarouge. Cependant, dans une première analyse, la composante sol nu dans le visible comme dans le proche infrarouge, est étroitement liée aux propriétés optiques des sols nus. Le modèle de transfert radiatif de premier ordre constitue donc un bon outil d'analyse et de compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique, le couvert végétal et le sol sous-jacent. La simulation de la réponse spectrale résultante au capteur à partir de la composante végétale et la transmittance déterminées par l'inversion du modèle et des réflectances des différents échantillons de sols nus mesurés facilitera donc la compréhension de l'effet de la couleur et de la brillance sur chacune des réflectances spectrales, et par conséquent sur l'indice de végétation.

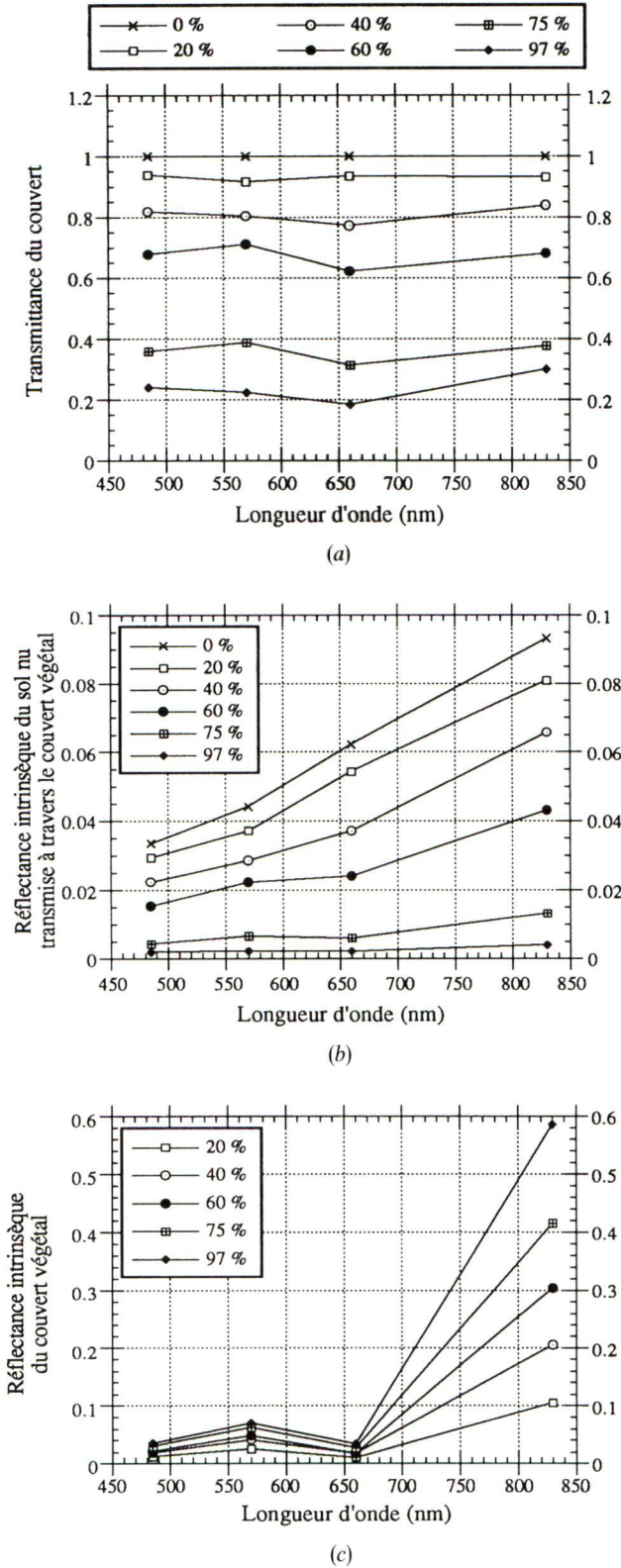


Figure 4. Transmittance du couvert (a) et composantes principales, sol (b) et végétation (c), pour différents taux de couverture.

6.2. *Sensibilité des réflectances spectrales à la couleur et à la brillance des sols*

La plupart des indices de végétation utilisent l'information enregistrée dans les bandes spectrales du rouge et du proche-infrarouge, ou dans celles du rouge-bleu et du proche-infrarouge, cas du ARVI et du TSARVI. Il est par conséquent intéressant d'analyser la contribution de la couleur et de la brillance du sol à la réflectance du couvert végétal dans chacune de ces trois bandes spectrales.

L'effet de la couleur et de la brillance du sol sur la réflectance résultante mesurée au dessus d'un couvert végétal à différents taux de couverture dans les régions spectrales du rouge, rouge-bleu et du proche infrarouge est représenté par la figure 5. Dans cette région spectrale, les perturbations introduites par les propriétés optiques des sols (couleur et brillance) se traduisent par une nette variation d'amplitude entre les courbes de réflectance pour une couverture végétale faible ou moyennement dense ($0\% < x < 60\%$). Cette variation est forte pour les sols de couleur claire (gris clair, jaune clair, rouge, etc.) et faible pour les sols de couleur sombre (gris-noir, noir, etc.). Au fur et à mesure que le taux du couvert végétal augmente, cette variation diminue légèrement du fait de l'absorption du signal issu du sol par le couvert. Même lorsque le taux de végétation est relativement dense, la réflectance intrinsèque au couvert végétal reste fortement influencée par la composante sol nu. Les amplitudes des six courbes de réflectance de couvert (figure 5), sont toujours supérieures à l'amplitude de la composante intrinsèque au couvert végétal. Par conséquent, nous remarquons que les réflectances spectrales du mélange sol-végétation sont sérieusement affectées par la brillance et la couleur du sol.

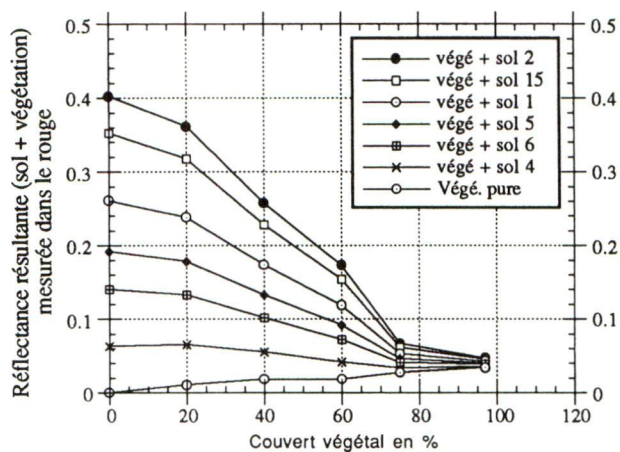
6.3. *Sensibilité des indices à la couleur et à la brillance des sols*

Le fait que les mesures soient simulées au sol permet une bonne comparaison de la performance des indices de végétation. A ce niveau, d'une part, le spectromètre est bien étalonné, et d'autre part, le signal ne traverse pas l'atmosphère dans son trajet retour terre-capteur et l'effet de l'environnement est négligeable. Dans ces conditions, l'indice de végétation doit maximiser le signal de la végétation et minimiser l'effet des sols et de l'atmosphère.

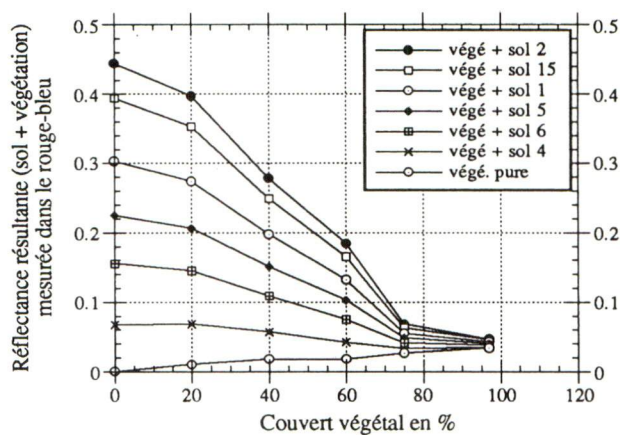
Afin qu'un indice de végétation puisse être résistant à la couleur et à la brillance du sol, il faut que la variable couleur-brillance du sol tende vers zéro. Graphiquement, dans un espace rouge (ou rouge-bleu pour le cas des indices ARVI et TSARVI) vs indice de végétation, cette condition est remplie lorsque le nuage de points s'approche de la ligne théorique des sols nus. Le degré de sensibilité des indices aux propriétés optiques du sol peut donc être évalué par la distance de ce nuage de points par rapport à cette ligne: un indice sera d'autant plus efficace que cette distance est faible.

Les résultats indiquent une très grande sensibilité du GEMI aux propriétés optiques des sols nus, couleur et brillance (figure 6(a)). Bien que cet indice ait pour objectif une évaluation et une gestion globale de la végétation sans être affecté par ces effets, il reste imprécis quant à la description du sol, l'erreur moyenne causée par le bruit des sols étant de l'ordre de 33 pour cent. Cette sérieuse affectation souligne une certaine inefficacité dans la gestion de la végétation éparse ou moyennement dense.

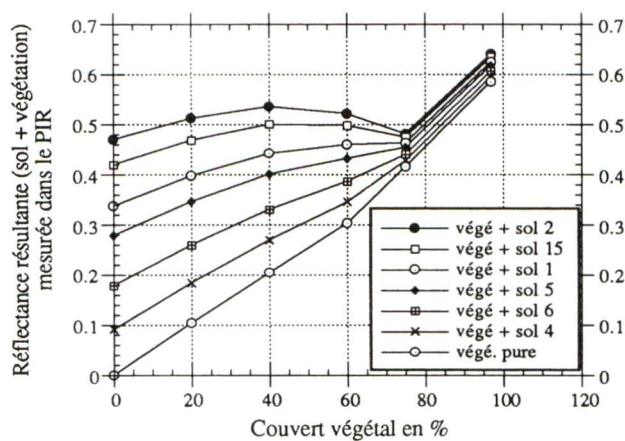
Tant pour un sol nu que pour un sol couvert de végétation, le AVI conduit à des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Le nuage de points des sols nus se distribue autour de la ligne théorique de manière aléatoire non linéaire avec un minimum de -9 pour cent et un maximum de 56 pour cent (figure 6(b)). Cet indice conçu pour l'élimination des effets du sol et de



(a)

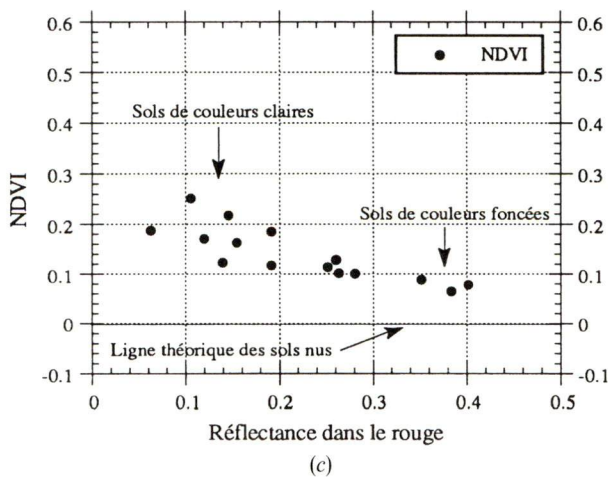
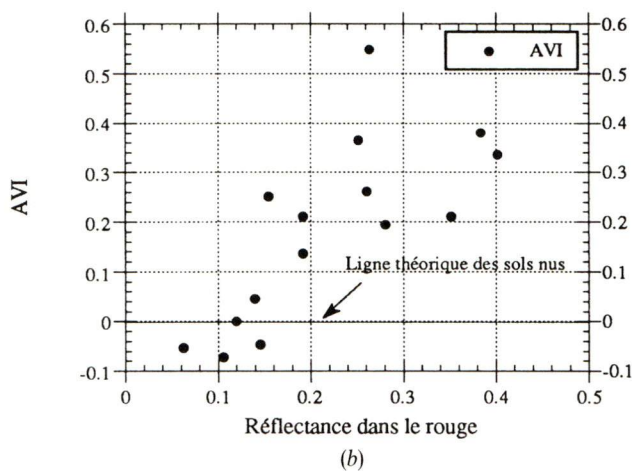
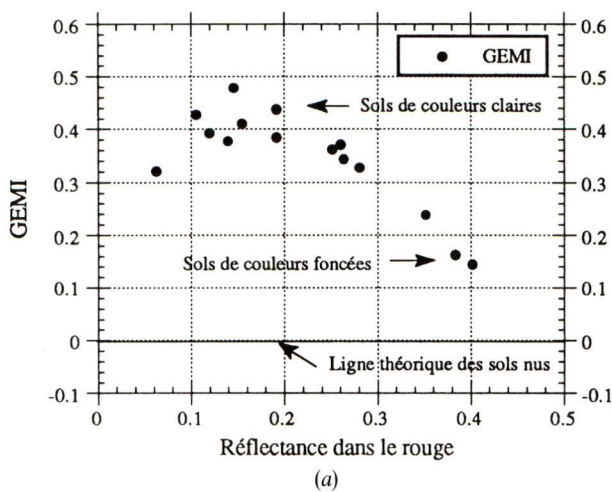


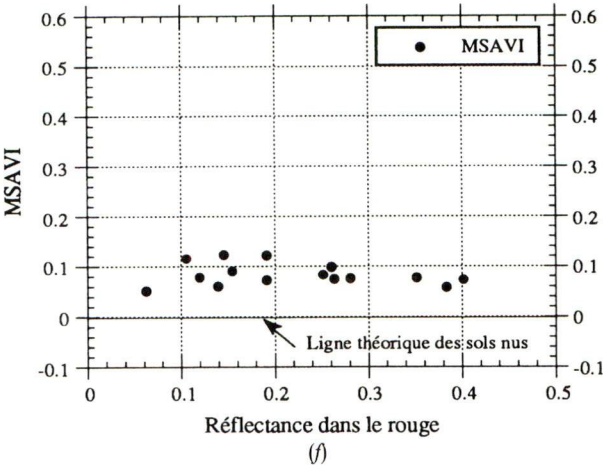
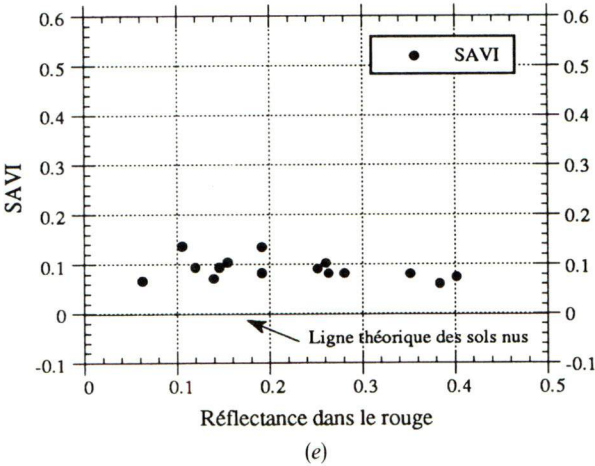
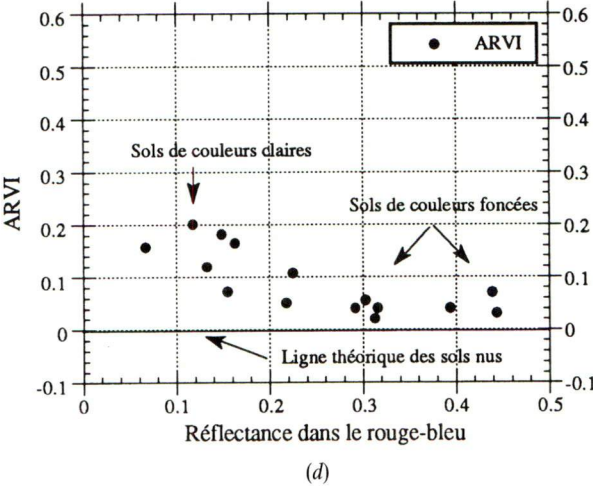
(b)

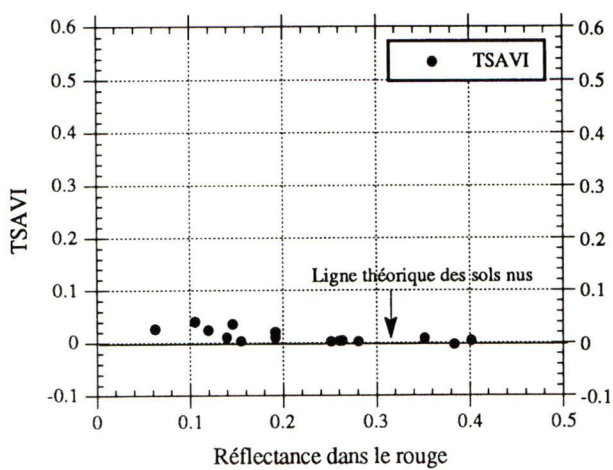


(c)

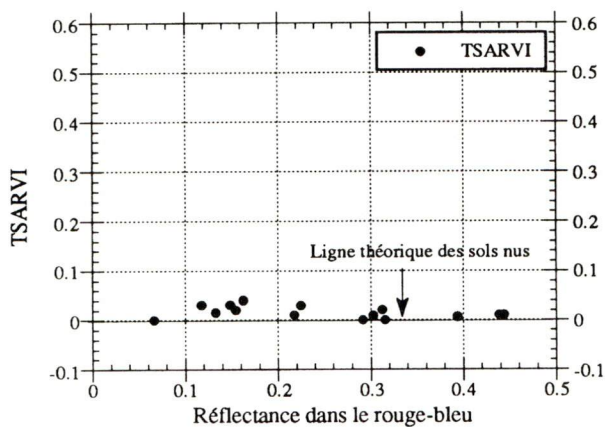
Figure 5. Effet de la couleur et de la brillance des sols nus sur les réflectances spectrales dans le rouge (a), rouge-bleu (b) et proche-infrarouge (c), en fonction de différents taux de couverture.



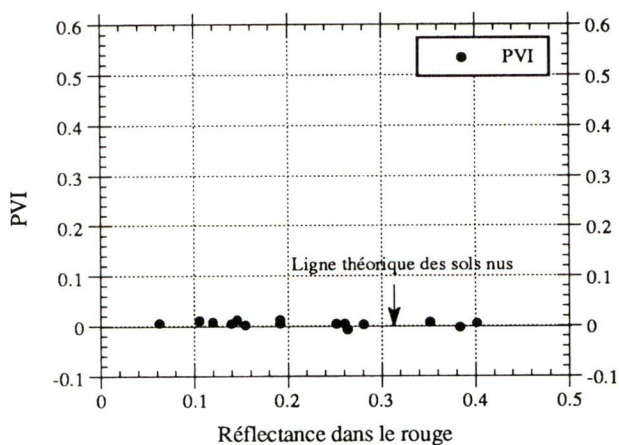




(g)



(h)



(i)

Figure 6. Effet de la couleur et de la brillance des sols nus sur les indices de végétation.

l'atmosphère démontre une très forte sensibilité aux sols nus, ce qui justifie son exclusion de l'étude. À partir des images aéroportées ou des images satellitaires, le AVI montre toujours des résultats contradictoires qui ne reflètent pas la réalité de terrain (Bannari *et al.* 1995 b).

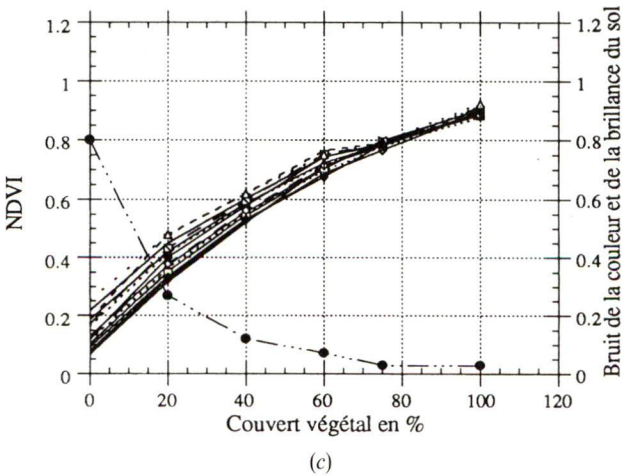
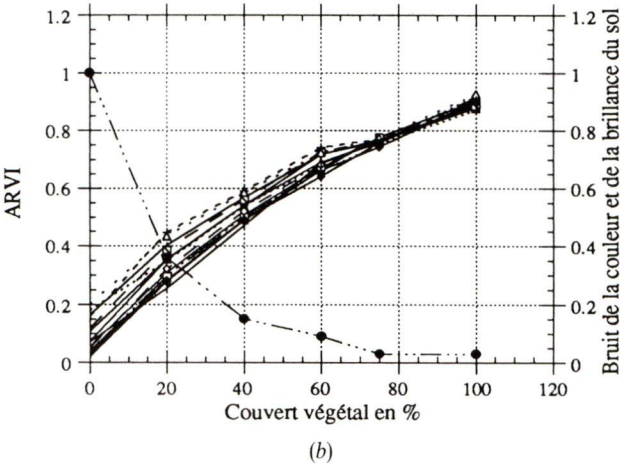
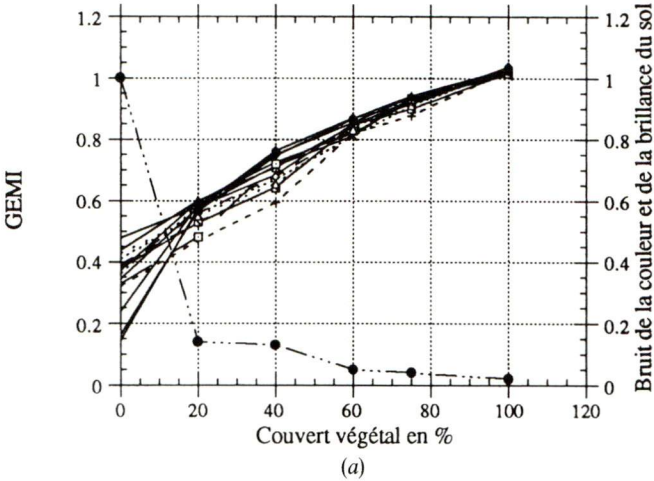
Il est difficile de juger le comportement du ARVI par rapport aux effets du sol du fait que la correction apportée à cet indice doit corriger l'effet de l'atmosphère au niveau du capteur, satellitaire ou aéroporté. Ceci diffère du cas où les simulations sont effectuées au sol, où le signal ne fait pas son trajet retour terre-capteur. Le calcul du ARVI avec un facteur d'auto-correction atmosphérique égal à l'unité ($\gamma = 1,0$), comme suggéré par Kaufman et Tanré (1992), montre une forte sensibilité de cet indice aux propriétés optiques du sol à cause de l'intégration du canal bleu. En supposant que la contamination du signal par l'atmosphère est identique pour le trajet soleil-terre comme pour le trajet terre-capteur, et puisque le signal ne traverse pas l'atmosphère pour une deuxième fois (mesures au sol), nous avons calculé le ARVI avec un facteur d'auto-correction atmosphérique égal à 0.5 ($\gamma/2$). Dans ces conditions, le ARVI montre une sensibilité presque identique à celle du NDVI avec une erreur quadratique moyenne de 12 et 14 pour cent, respectivement (figures 6(c) et 6(d)). Pour les sols de couleurs claires, ces deux indices réagissent de manière presque similaire: les sols sont considérés comme de la végétation et l'erreur causée par le bruit peut atteindre facilement 25 pour cent. Lorsque la couleur est foncée, ils deviennent moins sensibles et l'erreur diminue jusqu'à 10 pour cent. En effet, dans les milieux hétérogènes où les sols sont de couleurs contrastées et la végétation est éparse, la caractérisation de la végétation par l'un de ces deux indices induit un bruit des sols considérable.

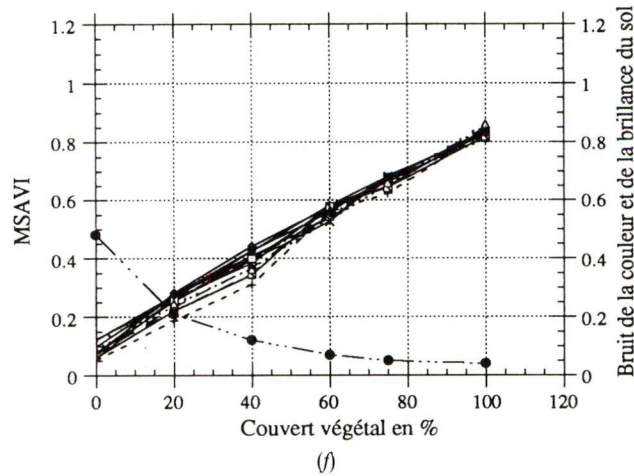
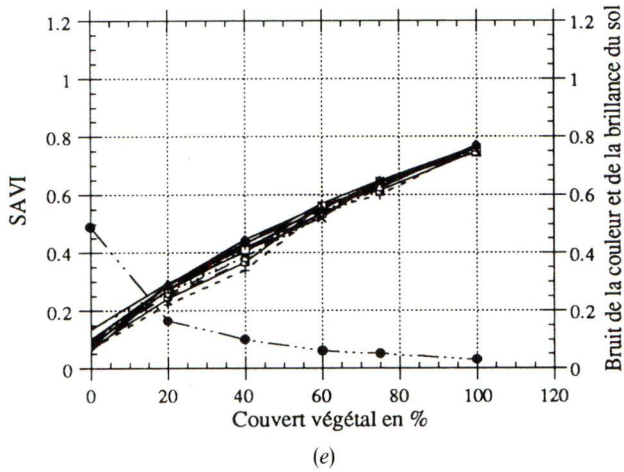
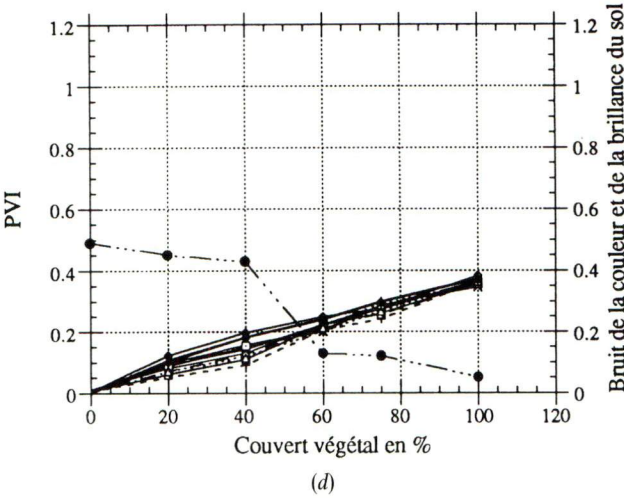
La différence de sensibilité entre les indices SAVI et MSAVI reste insignifiante. Ils sont entachés d'une erreur quadratique moyenne de 8 pour cent (figures 6(e) et 6(f)). Les indices calculés en fonction de la pente et l'origine de la droite des sols TSAVI, TSARVI et PVI présentent l'avantage de décrire plus précisément le sol nu indépendamment de la couleur et de la brillance. Malgré l'intégration du canal bleu dans l'indice TSARVI, celui-ci minimise parfaitement l'effet du sol à cause de l'incorporation des paramètres de la droite des sols. Les résultats de ces indices montrent un très bon alignement avec la ligne théorique des sols, l'erreur quadratique moyenne sur ces indices ne dépassant pas 2 pour cent (figures 6(g), 6(h) et 6(i)).

6.4. Sensibilité des indices à la vigueur végétale en fonction des différents taux de couverture

Les indices de végétation examinés au cours de cette étude sont basés sur des hypothèses plausibles pour éliminer les effets des propriétés optiques des sols sur le signal issu de la végétation; cependant, la plupart d'entre eux en restent affectés significativement comme nous l'avons démontré ci-dessus. Le principe du coefficient de variation permet de bien quantifier le bruit causé par ces effets pour différents taux de couverture. Une grande variation de sensibilité apparaît entre ces indices. Comme le montrent les graphiques de la figure 7, le bruit est très prononcé dans le cas d'une végétation éparse, diminue légèrement pour des couverts intermédiaires et tend vers une valeur nulle lorsque la saturation du couvert végétal est atteinte (>90%).

La figure 7(a) illustre l'insensibilité du GEMI aux faibles taux de couverture végétale. La faiblesse de cet indice pour la discrimination de la végétation des sols nus en milieux épars est soulevée dans les travaux menés par Plummer *et al.* (1994),





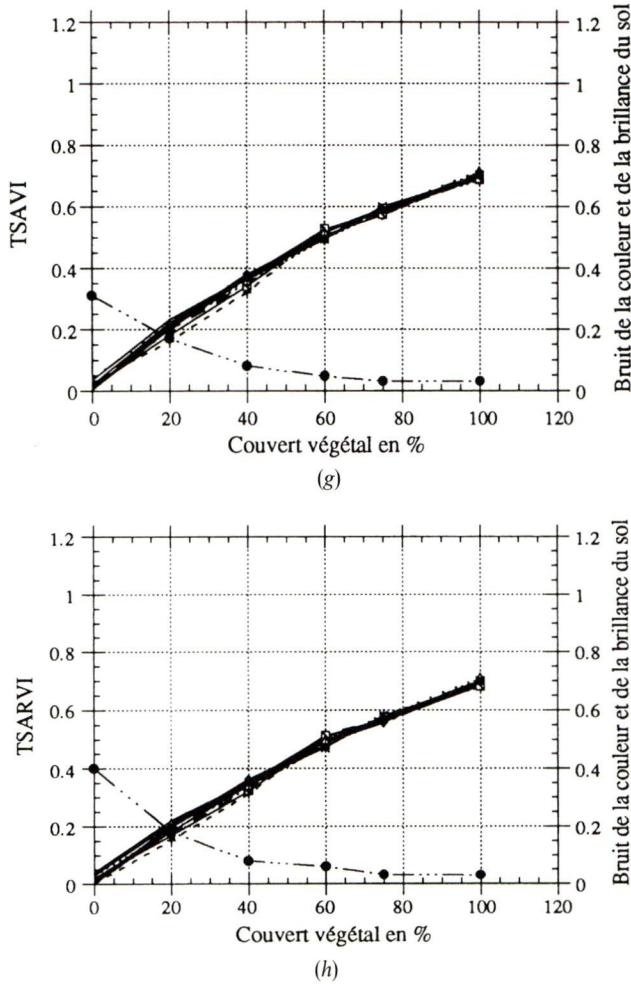


Figure 7. Sensibilité des indices de végétation pour différents taux de couverture en fonction de différents sols de couleurs différentes.

Qi *et al.* (1994 b) et Bannari *et al.* (1994). Pour une densité végétale forte ou moyenne (> 60%), il valorise le signal issu de la végétation. Le bruit causé par le sol devient pratiquement négligeable (figure 7(a)). Il est probablement un bon indicateur des milieux à couvert végétal très dense (forêt ou agriculture). Notons aussi que GEMI est un indice mis au point spécialement pour le capteur AVHRR de NOAA, et qu'une nouvelle version devrait être développée de façon à être indépendante du type de capteur utilisé.

Bien que l'indice ARVI indique une certaine résistance aux effets atmosphériques pour une végétation éparses, il reste vulnérable vis-à-vis des propriétés optiques du sol comme le NDVI (figures 7(b) et 7(c)). Les résultats obtenus pour ces deux indices sont en accord avec les travaux de Huete *et al.* (1994 a et b), Rondeaux *et al.* (1994) et Qi *et al.* (1994 b).

Malgré le comportement adéquat du PVI vis-à-vis de la couleur et la brillance des sols, il manifeste deux faiblesses contradictoires avec les spécificités d'un bon

indice de végétation. D'une part, il devient sensible aux propriétés optiques des sols nus au fur et à mesure que la densité végétale augmente, et d'autre part, il ne permet pas une bonne évaluation de la vigueur de la végétation. En effet, le bruit du sol augmente de manière significative entre les taux de couverture de 20 et 60 pour cent, et la valeur maximale de l'indice ne dépasse jamais 0.40 pour un couvert complètement dense (100 pour cent) (figure 7(d)). Ce manque de vigueur a été mentionné dans les travaux de Huete (1984 et 1987) pour la gestion des couverts épars en milieux arides et semi-arides. Du fait de ces faiblesses, le PVI perd donc de son efficacité quant à la description de la végétation éparsée en milieux hétérogènes.

Pour un sol nu ou faiblement couvert, le SAVI et le MSAVI restent relativement affectés par le même bruit du sol (figures 7(e) et (f)). Pour un couvert intermédiaire ($0\% < x < 60\%$), le comportement de ces deux indices est similaire. Une forte densité du couvert végétal indique une augmentation de la sensibilité du MSAVI d'environ 8 pour cent par rapport au SAVI. Quant aux indices TSAVI et TSARVI, ils minimisent l'effet des propriétés optiques du sol et maximisent le signal issu de la végétation dans les milieux hétérogènes à végétation éparsée (figures 7(g) et (h)).

7. Conclusion

Le modèle présenté dans cette étude permet une décomposition simple de la réflectance résultante mesurée au capteur, au dessus d'un couvert végétal épars, selon deux composantes principales. La première composante est intrinsèque au couvert végétal sans interaction avec le sol nu. La seconde est propre au sol nu transmise à travers le couvert végétal. Le comportement de chacune des deux composantes ainsi que la transmittance globale ont été analysés en fonction de la densité du couvert végétal, dans les régions du visible et du proche infrarouge. L'effet de la couleur et de la brillance du sol sur les réflectances spectrales et sur les indices de végétation a été étudié.

Les résultats indiquent que les réflectances spectrales dépendent fortement de la nature des interactions entre le rayonnement électromagnétique, la végétation et les propriétés optiques du sol (couleur et brillance). Le rayonnement solaire qui atteint la surface sous-jacente au couvert est fortement diffusé et transmis à travers le couvert dans le *PIR*, alors que dans le rouge la contribution des sols provient surtout des surfaces adjacentes sans végétation qui diffusent le rayonnement solaire (effets d'environnement). Puisque nous ne considérons pas l'effet bidirectionnel dans notre étude, les mesures ont été effectuées durant des intervalles de temps très courts et très rapprochés en gardant l'angle de visée constant dans une position verticale; la composante intrinsèque du sol nu représente la perturbation essentielle de la réflectance du couvert végétal. Cependant, plus le sol est brillant et de couleur claire, plus la réponse spectrale du couvert est affectée, ce qui explique l'inefficacité de l'indice de végétation.

À la lumière des résultats obtenus, nous remarquons qu'en général pour une végétation éparsée ou intermédiaire ($0\% < x < 60\%$), les indices GEMI, NDVI et ARVI sont entachés d'erreurs non négligeables liées aux propriétés optiques des sols nus, alors qu'ils restent performants pour la description de la vigueur d'une végétation très dense. Par conséquent, ils sont moins recommandables pour la gestion d'un environnement à végétation éparsée ou moyennement dense. Le AVI conduit à des résultats ne reflétant pas le comportement théorique des indices de végétation. Quant au PVI, le bruit du sol augmente de manière significative pour les faibles taux de couvert végétal et sa valeur maximale ne dépasse jamais 0.40 pour un couvert

complètement dense. En fonction de la densité de la végétation, les indices TSAVI, TSARVI, SAVI et MSAVI indiquent un bon comportement vis-à-vis des propriétés optiques des sols nus. Quelque soit le taux de couverture et indépendamment de la couleur et de la brillance, l'erreur quadratique moyenne ne dépasse jamais 2 pour cent pour le TSAVI et TSARVI, et 8 pour cent pour le SAVI et MSAVI. Pour les milieux à faible taux de couverture végétale nous recommandons l'utilisation de l'un de ces quatre derniers indices.

Remerciements

Les auteurs remercient le Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie (CRSNG) du Canada pour son support financier (OGP 000 5252), Dr R. Poste et K. Batchily (Department of Soil and Water Science, University of Arizona, Tucson, U.S.A.) pour leur collaboration, et Dr A. Royer (CARTEL, Université de Sherbrooke) pour ses suggestions fructueuses.

Références

- ASRAR, G., FUCHS, M., KANEMASU, E. T., and HATFIELD, J. L., 1984, Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat. *Agronomy Journal*, **76**, 300–306.
- BANNARI, A., MORIN, D., and HE, D. C., 1994, High spatial and spectral resolution remote sensing for the management of the urban environment. *Proceedings of the First International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, Strasbourg, France, 11–15 Septembre*, vol. **III** (Ann Arbor, MI: ERIM), pp. 247–260.
- BANNARI, A., MORIN, D., HUETE, A. R., and BONN, F., 1995 a, A Review of Vegetation Indices. *Remote Sensing Reviews*, **13**, 95–120.
- BANNARI, A., MORIN, D., et HE, D.-C., 1995 b. Caractérisation de l'environnement urbain à l'aide des indices de végétation dérivés des données de hautes résolutions spatiale et spectrale. *Sixième journées scientifiques de l'AUPELF-UREF, Liège, Belgique* (Québec: Presses de l'Université du Québec).
- BARET, F., GUYOT, G., and MAJOR, D. J., 1989, TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. *Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada* (Piscataway, NJ: I.E.E.E.), pp. 1355–1358.
- BARET, F., and GUYOT, G., 1991, Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, **35**, 161–173.
- BARET, F., JACQUEMOUD, S., and HANOCQ, J. F., 1993, The Soil Line concept in remote sensing. *Remote Sensing Reviews*, **7**, 65–82.
- CAMPBELL, J. B., 1987, *Introduction to Remote Sensing* (New York: The Guildford Press).
- CONDIT, H. R., 1970, The spectral reflectance of American soils. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **36**, 955–966.
- ESCADAFAL, R., 1989, Caractérisation de la surface des sols arides par observations de terrain et par télédétection. Thèse de Doctorat d'Etat, Université de Paris VI, Paris, France, 317.
- ESCADAFAL, R., 1993, Remote sensing of soil color: principles and applications. *Remote Sensing Reviews*, **7**, 261–279.
- ESCADAFAL, R., et HUETE, A. R., 1991, Étude des propriétés spectrales des sols arides appliquée à l'amélioration des indices de végétation obtenus par télédétection. *CR Académie Science, Paris*, **312**, 1385–1391.
- ESCADAFAL, R., BELGHITH, A., et BENMOUSA, H., 1994, Indices spectraux pour la télédétection de la dégradation des milieux naturels en Tunisie aride. *Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Val d'Isère, France* (Toulouse: CNES), pp. 253–259.
- HUETE, A. R., 1984, Soil spectral effects on vegetation discrimination. Ph.D. Thesis, Department of Soils, Water and Engineering, University of Arizona, U.S.A., 208.

- HUETE, A. R., 1987, Soil-dependent spectral response in a developing plant canopy. *Agronomy Journal*, **79**, 61–68.
- HUETE, A. R., 1988, A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, **25**, 295–309.
- HUETE, A. R., LIU, H., DE LIRA, G. R., BATCHILY, K., and ESCADAFAL, R., 1994 a, A soil color index to adjust for soil and litter noise in vegetation index imagery of arid regions. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'94)*, Pasadena, California, vol. **II** (Piscataway, NJ: I.E.E.E.), pp. 1042–1043.
- HUETE, A. R., JUSTICE, C., and LIU, H., 1994 b, Development of Vegetation and Soil Indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, **49**, 224–234.
- JACKSON, R. D., PINTER, P. J., PAUL, J., REGINATO, R. J., ROBERT, J., and IDSO, S. B., 1980, Hand-held radiometry. U.S. Department of Agriculture Science and Education Administration, Agricultural Reviews and Manuals, ARM-W-19, Phoenix, Arizona, U.S.A.
- JACKSON, R. D., SLATER, P. N., and PINTER, P. J., 1983, Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmospheres. *Remote Sensing of Environment*, **13**, 187–208.
- KAUFMAN, Y. J., and TANRÉ, D., 1992, Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *I.E.E.E. Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **30**, 261–270.
- KAUTH, R. J., and THOMAS, G. S., 1976, The tasselled cap—a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. *Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, West Lafayette, Indiana, pp. 41–51.
- LILLESÆTER, O., 1982, Spectral reflectance of partly transmitting leaves: laboratory measurements and mathematical modeling. *Remote Sensing of Environment*, **12**, 247–254.
- PINTY, B., and VERSTRAETE, M. M., 1992, GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio*, **101**, 15–20.
- PLUMMER, S. E., NORTH, P. R., and BRIGGS, S. A., 1994, The angular vegetation index: an atmospherically resistant index for the second along track scanning radiometer (ATSR-2). *Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Val d'Isère, France* (Toulouse: CNES), pp. 717–722.
- QI, J., CHEHBOUNI, A., HUETE, A. R., KERR, Y. H., and SOROOSHIAN, S., 1994 a, A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, **47**, 1–25.
- QI, J., KERR, Y. H., and CHEHBOUNI, A., 1994 b, External factor consideration in vegetation index development. *Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Val d'Isère, France* (Toulouse: CNES), pp. 723–730.
- RICHARDSON, A. J., and WEIGAND, C. L., 1977, Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **43**, 1541–1552.
- RONDEAUX, G., STEVEN, M., and CLARK, J., 1994, Biophysical indices from ATSR-2. *Proceedings of the Sixth International Symposium Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Val d'Isère, France* (Toulouse: CNES), pp. 143–150.
- ROUSE, J. W., HAAS, R. W., SCHELL, J. A., DEERING, D. W., and HARLAN, J. C., 1974, Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFCT Type III Final Report, Greenbelt, Maryland, U.S.A.

A Theoretical Review of Different Mathematical Models of Geometric Corrections Applied to Remote Sensing Images

A. BANNARI, D. MORIN, G. B. BÉNIÉ AND F. J. BONN

Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection (CARTEL), Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), J1K 2R1, Canada

ABSTRACT

One of the objectives of remote sensing is to go beyond simple visual interpretation in order to provide the user with quantitative information for producing documents that conform to cartographic standards and for deriving digital data files compatible with geographical information systems (GIS). In this framework, rigorous geometrical correction is essential. Error sources which introduce geometrical image distortions are related to the platform vector (attitude, altitude, speed), the sensor (distortions, oblique viewing), and to the earth (rotation, earth curvature, ellipsoid, relief). Many methods can be applied for correcting each error separately or for globally correcting the image from all geometrical distortions. This theoretical review has two complementary parts. The first section deals with errors causing deformations on satellite images and related to the platform vector, the sensor and the earth, as well as the mathematical formulation for each error. In the second section, we discuss three different mathematical models which permit overall geometric correction for the entire image from all types of errors of geometric origin. The first is based on the equations of collinearity, the second is based on the equations of collinearity related to celestial mechanics, and the last is based on polynomial equations. Because it takes into consideration parameters related to the viewing geometry of the earth and elements of the orbit, the mathematical model based on the condition of collinearity related to celestial mechanics is the best for topological mapping which requires high precision geometric corrections, while if the image geometry is stable, the earth is flat enough and if the geodetic grid is of good quality, the polynomial methods also provide good results for thematic mapping.

1. INTRODUCTION

Satellite imagery is increasingly being used in conjunction with other cartographic information in the context of geographical information systems. The association

of these two types of data requires a richer exploitation of satellite imagery and sounder land management policies. The combination is however possible only if the geometry of all of the documents is identical and if the pixels of each grid can be superimposed perfectly. Although most of the documents used in geographical information systems do not present any difficulty since they are derived from a cartographic base, it is not the case for remote sensing images. Their geometry derives from the acquisition mechanisms used and often appears far removed from established cartographic norms (Caloz et al., 1991). Only after applying adequate geometric correction do many applications and uses of high spatial resolution digital images become possible, such as:

- the comparison or superimposition of two scenes acquired at different dates (attitude, altitude and satellite speed not being identical for each passage over the same region of the globe),
- the densification of a geodetic and photogrammetric canvas (spatial triangulation);
- the revision of medium and small scale maps and the restitution of small scale maps
- the extraction of distances or areas on a classified image. It should be noted that in the remote sensing context it is also probable that areas which are in fact located erroneously due to geometrical imprecision may be incorrectly classified in relation to the ground truth (Caloz et al., 1991).

All these reasons justify the necessity of geometric corrections. The following is a list of the benefits from the rectification of remotely-sensed multi-source images (Toutin, 1991):

- single reference: cartographic reference system,
- choice of pixel size,
- image to ground correction,
- image to image correction,
- use of digital terrain models (DTM),
- better integration into data bases or GIS systems,
- creation of mosaics or ortho-images,
- creation of multi-source color composites,
- better determination of the photogrammetric canvas,
- permanent updating of maps based on image use.

This review has two complementary parts. The first section deals with errors causing deformations on satellite images and related to the platform vector (attitude, altitude, speed), the sensor (distortions, oblique viewing) and the earth (rotation, curvature, relief), as well as the mathematical formulation for each error. In the second section, we discuss three different mathematical models which permit overall geometric correction for the entire image from all types of errors of geometric origin. The first model based on equations of collinearity, is derived from one of the fundamental principles of analytic photogrammetry. This method requires very good knowledge of the image coordinates and a more or less precise knowledge of the satellite attitude. The second model is also derived

from the same principles pertaining to the condition of collinearity but is related to celestial mechanics. The coefficients of this system of equations are a combination of different variables relating to the osculating parameters of the orbit, to the parameters of the viewing geometry and the geographical position of the image centre which intervene during the transformation procedure. The third model based on a first, second or higher order polynomial is less precise than the two other methods.

2. EARTH RELATED ERRORS

2.1. Earth Rotation Effects

During scene acquisition, the earth turning at an angular speed (ν_e) from west to east, the first line (i) will always be more forward in relation to the next ($i + 1$) by a value equal to Δx towards the west. The resulting image has thus the form of a parallelogram rather than a rectangle (Figure 1). The displacement between the image lines is variable according to the latitude. It is maximum at the equator where its value reaches 465 m per second for the French SPOT satellite while the LANDSAT satellite, for covering a ground track of 185 km takes approximately 26 seconds during which the earth turns 7 minutes in longitude towards the east. The result is a progressive displacement of each of the scan lines; the last line of an image at the equator can be displaced by approximately 8 km in relation to the first. This distortion is so important that the organizations responsible for marketing satellite images partially correct images from this type of error before providing raw images to users by displacing systematically, in the reverse direction, the image lines following specific satellite movement conditions (Rochon, 1982). The resulting error can thus be modelled as follows (Richards, 1986):

$$\Delta x_e = \nu_e t_s \quad (1)$$

with

$$\nu_e = W_e R_e \cos(\lambda) \quad (2)$$

$$t_s = \frac{\sum L}{R_e W_0} \quad (3)$$

$$\Delta x = \frac{\Delta x_e}{\sum L} \quad (4)$$

where

Δx_e is the effect of earth rotation during scene acquisition,

ν_e is the ground scanning speed,

t_s is the scene acquisition time,

R_e is the earth radius,

W_e is the earth rotation speed,

W_0 is the satellite angular speed,

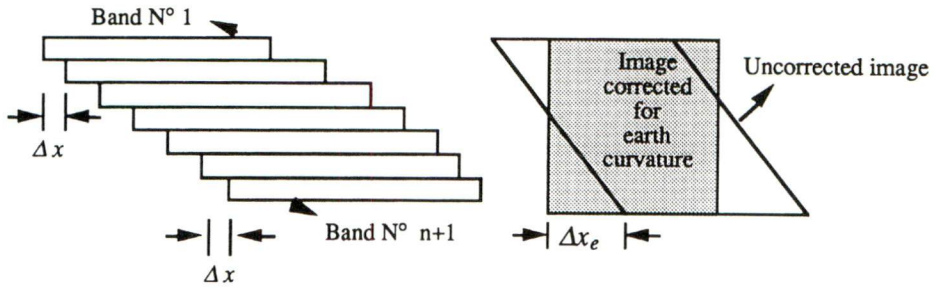


FIGURE 1 The effect of earth rotation.

$\sum L$ is the total number of image lines,
 Δx is the effect of earth rotation on a single line,
 λ is the latitude at the scene centre.

2.2. Earth Curvature

The preceding error takes into account only earth rotation at the time of scene acquisition. In reality, we must also take into consideration earth curvature, because this phenomenon becomes sensitive only for large viewing angles. Contrary to aircraft scanning systems, spaceborne imaging systems introduce a significant additional distortion in the image caused by the earth curvature. For NOAA AVHRR with a swath width of 2700 km and an altitude of 833 km, for example, this anomaly is most important at the edges of the image. The increase in pixel size can be computed by referring to the geometry of Figure 2. The effective pixel dimension in the inclined earth's surface is evaluated using the following formula (Richards, 1986):

$$P_c = \beta \{h + R_e[1 - \cos(\phi)]\} \sec(\theta) \sec(\phi + \theta) \quad (5)$$

where

P_c is the pixel at the extremity of the image deformed due to earth curvature,
 β is the sensor view angle (rad),
 θ is the scan angle,
 h is the satellite altitude,
 ϕ is the angle subtended at the centre of the earth.

2.3. Terrain Relief

Each point of the earth surface is characterized by an altitude above the mean sea level. The viewing geometry of the satellite towards a point on earth presenting varying altitude values entails a displacement of the position of this point in relation to its position in the cartographic projection system chosen during the geometric correction. This displacement is called "parallax" in photogrammetry; the more important the relief, the higher the parallax. Figure 3 clearly outlines the effect of terrain relief when passing from the original image to the ortho-

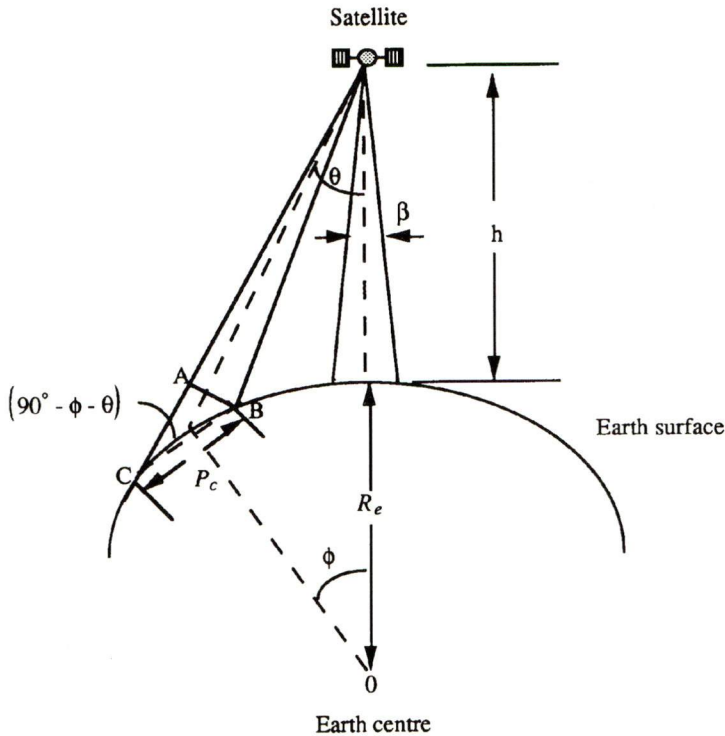


FIGURE 2 The effect of each curvature.

image. The intersection of the field of view with the ground produces pixels of variable size following the slope and aspect. According to Caloz et al. (1991), the effect of relief causes a variation in the distance separating two consecutive pixels along the scan line. For correcting terrain relief effect, it is necessary to have an altitude value for any point on the image, namely, a digital elevation model (DEM). The sampling step of this model must be in the size range of the image to provide an ortho-image with good precision (Novak, 1992).

3. VECTOR RELATED ERRORS

3.1. The Effect of Satellite Altitude Variation

Satellite altitude over the earth surface is determined by three distinct phenomena:

- the flattening of the globe (the polar radius is less than the equatorial radius),
- orbit eccentricity,
- the relief of the earth surface, i.e. elevation differences over the areas overflown in relation to the geoid.

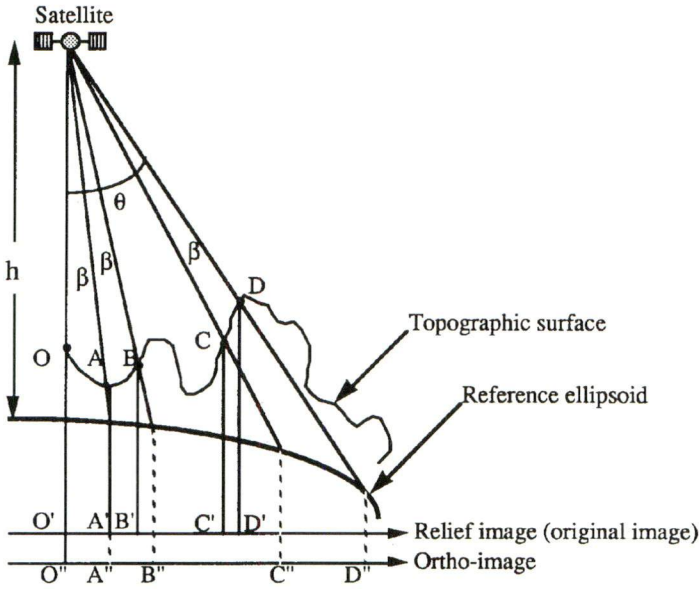


FIGURE 3 The effect of terrain relief.

The geoid itself is generally described by its variations in relation to a certain number of reference ellipsoids. But if we consider the satellite altitude in relation to the ellipsoid, it depends by definition only on the flattening of the earth and eccentricity. Satellite altitude variations cause variations in scale during image acquisition which occur either within the scene or between different scenes. Scale variation within a single scene manifests itself mainly for terrain relief presenting large elevation differences. The correction for this effect requires the use of a digital terrain model. Figure 4 illustrates the effect of this error on the image, which manifests itself similarly in both the "X" and "Y" axes. The magnitude of this error can be evaluated using the following formula (Colwell, 1983):

$$\Delta x = C \frac{\Delta h}{h_n} \quad (6)$$

where

Δh is the satellite altitude variation,

C is a constant,

h_n is the nominal altitude of the satellite in relation to the earth surface.

3.2. The Effect of Satellite Attitude Variation

Satellite attitude variation during image acquisition causes rotations and translations of the image lines around the coordinate system related to the satellite. The

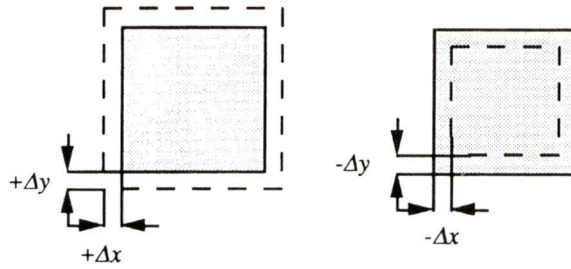


FIGURE 4 The effect of satellite altitude variation.

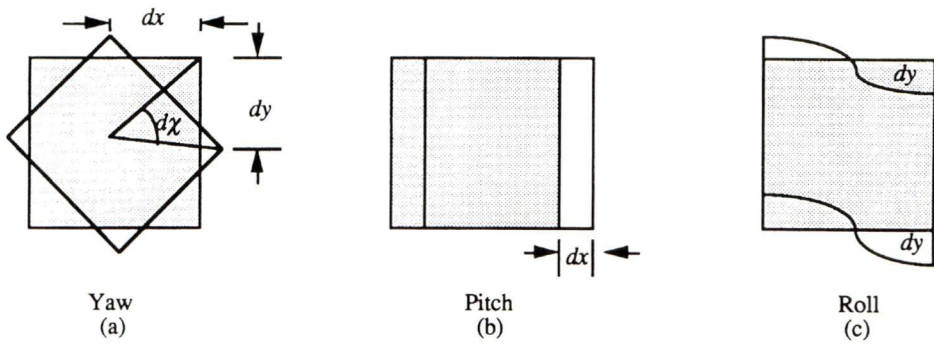


FIGURE 5 The effect of satellite attitude variation.

effect of attitude variation can be summarized into three errors: roll, pitch and yaw.

During image scanning, variations in attitude manifest themselves either by a modification of the position of the image centre in relation to the planned position (variation in roll and pitch), or by a modification of the deformation aspect due to the earth rotation phenomenon, i.e. by a modification of the angle between the scan lines and the satellite ground track (variation in yaw), (CNES, 1986).

If the yaw angle remains constant, the effect produces a small change in the angle between the direction of the scan lines and the satellite ground track. The rotation angle of the lines is equal to the yaw angle considered constant ($d\chi$) (Figure 5a). The effect of constant yaw hence occurs in relatively the same manner as the earth rotation effect. For vertical scene acquisition in the vicinity of the equator, for the SPOT satellite, this effect is approximately 25 times weaker than the one measured for earth rotation. However, a constant pitch angle ($d\phi$) produces a simple along-track translation in the planned scene centre at a determined date (Figure 5b). In the case of SPOT, this displacement remains less than 700 m (CNES, 1986). For a constant roll angle ($d\omega$), this effect translates itself into a dephasing between images lines parallel to each other. The effect

is of the same nature as the earth rotation effect to which it is superimposed. For the SPOT satellite, for example, this effect is 50 times smaller than that of the earth rotation for a scene located near the Equator (Figure 5c). The supposition described above corresponds to a theoretical situation while in reality none of the three angles remains constant during the whole scene acquisition period. The satellite never ceases to move in relation to the three axes of its coordinate system. Attitude change produces three rotations and three translations in the orbit ($d\omega, d\phi, d\chi, dx, dy, dh$). Attitude variations and the errors they cause are summarized in Figure 5.

The magnitude of each of these errors depends on the sensor. Normally, they are measured on board the satellite where a gyroscope permits their partial correction, and the ephemeris information is often telemetered to ground receiving stations. The residual error seems to be less than one pixel (Rochon, 1982). The following formulas permit the calculation of the magnitude of each error (Rochon, 1982):

— yaw:

$$dx = y d\chi \quad \text{and} \quad dy = x d\chi \quad (7)$$

— pitch:

$$dx = h d\phi \quad (8)$$

— roll:

$$dy = h \left(1 + \frac{y^2}{h^2} \right) d\omega \quad (9)$$

where $d\chi$, $d\phi$ and $d\omega$ are given in radians.

3.3. The Effect of Satellite Speed Variation

Modifications of the orbital injection track by atmospheric drag, forces of gravity, etc. will cause variations in satellite speed which in return produce a more or less large number of scan lines for a distance travelled by the satellite ground track. These errors are too weak to be noticed on a single scene, but are easily visible when comparing scenes acquired at different dates (Colwell, 1983). Figure 6 illustrates the effect of these errors on the overall image. The following formula permits the calculation of this type of error (Colwell, 1983):

$$dy = C \frac{\Delta\nu}{\nu_n} \quad (10)$$

where

- $\Delta\nu$ is the satellite variation,
- ν_n is the satellite nominal speed,
- C is a constant.

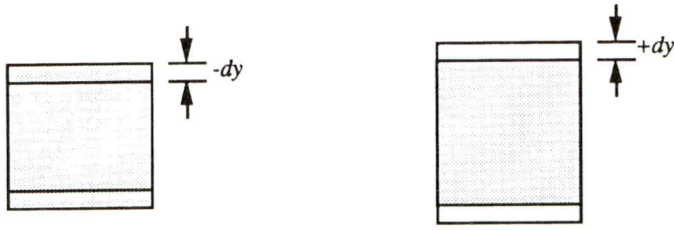


FIGURE 6 The effect of satellite speed variation.

4. SENSOR RELATED ERRORS

4.1. Panoramic Distortion Effects

When departing from the vertical look for oblique scene acquisition, the in line sampling step increases progressively because of the increase in the look distance and the inclination of the earth surface on the optical axis of the instrument. The displaying of the image in a uniform grid shows a “lack” of pixels which are more and more compressed from the centre towards the image extremities.

For the sensors used in satellite or airborne remote sensing, the field of view of the sensor “ β ”, the scanning angle “ θ ” (case of the Landsat-TM and MSS sensors) and the inclination angle for oblique viewing (case of SPOT) are constants. Figure 7 shows that the ground pixel size is larger at the extremities of the scan line than at nadir. For systems with larger fields of view, such as NOAA AVHRR, the effect can be quite severe. Let P be the pixel size at nadir and P_θ the pixel size in the scan direction under an angle θ . The following formula shows the relationship between the two dimensions P and P_θ (Richards, 1986):

$$P_\theta = P[\sec(\theta)]^2 \quad (11)$$

where

P is the pixel dimension at nadir position,

P_θ is the pixel dimension at a scan angle θ .

4.2. The Non-Linearity of Sensors

The sensors which record images line by line using linear array detectors have a constant ground track if the satellite speed remains constant. As to the systems which use an oscillating mirror, such as the Landsat Multi-Spectral Scanner, these incur some nonlinearity along the scan line near the boundary of the ground track. This error is due to a reduction in the mirror rotation speed at the time of scan direction change, along a line. This effect is represented in Figure 8 (Colwell, 1983). According to Anuta (1973), as cited by Rochon (1982), this error can cause a displacement of 395 m in pixel position in comparison to the position this same pixel would occupy if a perfectly linear scanner had been used.

5. THE MATHEMATICAL MODELS

The geometric correction of remote sensing images consists, above all, in establishing the relationship between the image coordinate and ground coordinate systems. For applying these transformations, various methods can be used. Three methods were investigated in this paper:

- the method based on the equations of collinearity (Slama, 1980; Colwell, 1983; Shu, 1987),
- the method based on the equations of collinearity related to celestial mechanics (Guichard, 1983 and 1985; Toutin, 1985 and 1986; Toutin et al., 1989 and 1991),
- the methods based on polynomial equations (Moik, 1980; Joly, 1986).

The first method, based on the equations of collinearity, is derived from one of the fundamental principles of analytic photogrammetry. It requires very good knowledge of the image coordinates and a more or less precise knowledge of satellite attitude.

The second method is also derived from the same principles pertaining to the condition of collinearity but is related to celestial mechanics.

The coefficients of this system of equations are a combination of different variables relating to the osculating parameters of the orbit, to the parameters of the viewing geometry and the geographical position of the image centre which intervene during the transformation procedure (Toutin, 1985).

The third method based on a first, second or higher order polynomial equations (according to the importance of the deformations to be corrected) is less precise than the two other methods. Polynomial equations are not a proper model for the physical phenomena which cause distortions in the raw image data (Salamonowicz, 1986). The polynomial methods can consider the coordinates in a bidimensional (x, y) or tri-dimensional (x, y, h) plane.

Before addressing the equations of collinearity, also called “universal” equations in the case of satellite remote sensing, we find it important to discuss the basic photogrammetric principles of these equations.

5.1. The Condition of Collinearity

Case of analytical photogrammetry

Since mathematical modelling of geometric corrections differs according to the image acquisition geometry from one sensor to another, it is necessary to distinguish between the sensors which permit instantaneous image acquisition as a whole (photogrammetric cameras), the sensors composed of linear array detectors (SPOT) and the pivoting or oscillating mirror scanning sensors (Landsat-MSS). In the case of photogrammetry the sensor (objective), the instrument (camera) and the vector (aircraft) can be considered to have merged reference systems.

We summarize here one of the fundamental relationships in analytic photogrammetry: the condition of collinearity. The development of this concept can

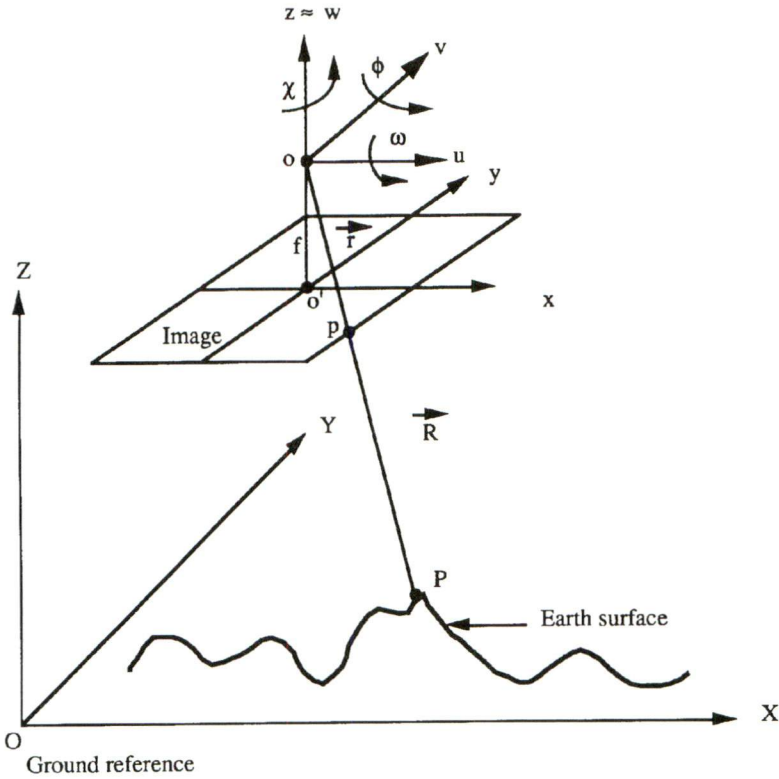


FIGURE 9 Collinearity geometry: case of the acquisition of a vertical aerial scene.

be found in most of the references dealing with photogrammetry and remote sensing (Slama, 1980; Colwell, 1983; Ghosh, 1988; Bannari, 1989). Figure 9 illustrates a typical case of scene acquisition.

where

- O is the perspective centre,
- O' is the principal point,
- X, Y, Z are the system of object coordinates (ground),
- x, y, z are the system of photographic coordinates,
- f is the focal distance,
- P is the object point,
- p is the image of point P ,
- $[X_0, Y_0, Z_0]$ are coordinates of the centre of perspective in the object system (ground),
- $[x_0, y_0, 0]$ are coordinates of the principal point in the photographic system,
- $[X_p, Y_p, Z_p]$ are coordinates of point P in the object system,
- $[x_p, y_p, z_p]$ are coordinates of point p in the photographic system.

When the two vectors $\vec{\mathbf{r}}$ and $\vec{\mathbf{R}}$ (Figure 9) are collinear, the following relationship occurs:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ -f \end{bmatrix} = KM \begin{bmatrix} X_p - X_0 \\ Y_p - Y_0 \\ Z_p - Z_0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

where

K is the scale factor defined by the quotient of the norms of the two vectors $\vec{\mathbf{r}}$ and $\vec{\mathbf{R}}$.

M is the orthogonal rotation matrix which is a function of the three rotations (ω, ϕ, χ) around the image coordinate system (x, y, z) .

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} \end{bmatrix} \quad (13)$$

where

$$\begin{aligned} m_{11} &= \cos(\phi)\cos(\chi) \\ m_{12} &= \cos(\omega)\sin(\chi) + \sin(\omega)\sin(\phi)\cos(\chi) \\ m_{13} &= \sin(\omega)\sin(\chi) - \cos(\omega)\sin(\phi)\cos(\chi) \\ m_{21} &= -\cos(\phi)\sin(\chi) \\ m_{22} &= \cos(\omega)\cos(\chi) - \sin(\omega)\sin(\phi)\sin(\chi) \\ m_{23} &= \sin(\omega)\cos(\chi) + \cos(\omega)\sin(\phi)\sin(\chi) \\ m_{31} &= \sin(\phi) \\ m_{32} &= -\sin(\omega)\cos(\phi) \\ m_{33} &= \cos(\omega)\cos(\phi) \end{aligned} \quad (14)$$

By calculating the matrix product, we obtain the three following relationships:

$$\begin{aligned} x &= K[m_{11}(X_p - X_0) + m_{12}(Y_p - Y_0) + m_{13}(Z_p - Z_0)] \\ y &= K[m_{21}(X_p - X_0) + m_{22}(Y_p - Y_0) + m_{23}(Z_p - Z_0)] \\ -f &= K[m_{31}(X_p - X_0) + m_{32}(Y_p - Y_0) + m_{33}(Z_p - Z_0)]. \end{aligned} \quad (15)$$

If the first and second equations of relationship (15) are divided by the third equation of (15), we obtain the fundamental collinearity equations:

$$\begin{aligned} x &= (-f) \frac{[m_{11}(X_p - X_0) + m_{12}(Y_p - Y_0) + m_{13}(Z_p - Z_0)]}{[m_{31}(X_p - X_0) + m_{32}(Y_p - Y_0) + m_{33}(Z_p - Z_0)]} \\ y &= (-f) \frac{[m_{21}(X_p - X_0) + m_{22}(Y_p - Y_0) + m_{23}(Z_p - Z_0)]}{[m_{31}(X_p - X_0) + m_{32}(Y_p - Y_0) + m_{33}(Z_p - Z_0)]}. \end{aligned} \quad (16)$$

By considering the coordinates of the object point P in the system (X, Y, Z) according to the relationship (12) and by defining:

$$\lambda = \frac{1}{K} \quad \text{and} \quad A = M^{-1} \quad (17)$$

we define the universal observation equations, valid in analytical photogrammetry:

$$\begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} + \lambda A \begin{bmatrix} x \\ y \\ -f \end{bmatrix}. \quad (18)$$

Case of satellite remote sensing

In photogrammetry, the coordinate systems of the sensor (objective), the instrument (camera) and vector (aircraft) are merged while for satellite remote sensing the principle is different. The passage from image system to object system requires a certain number of transformation matrices because the sensor, the instrument and the vector each have their own references. The introduction of transformation matrices in formula (18) provides the universal formulas in the case of satellite remote sensing (Shu, 1987):

$$\begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} + \lambda ABC \begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ w_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta X' \\ \Delta Y' \\ \Delta Z' \end{bmatrix} \quad (19)$$

where

A is the satellite attitude matrix in relation to the ground,

B is the rotation matrix of the instrument reference in relation to the satellite reference,

C is the rotation matrix of the sensor system in relation to the instrument system,

$[u_p, v_p, w_p]$ are coordinates of the image point in the reference (u, v, w) ,
 $(\Delta X', \Delta Y', \Delta Z')$ are coordinates of the origin of the instrument reference in the satellite system (translation).

Following Figure 9, we can write:

$$\begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ w_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ -f \end{bmatrix}. \quad (20)$$

It must be noted that in the case of photogrammetry, the two matrices B and C are equal to the unit matrix I :

A. Case of the CCD linear array sensors (Charge Coupled Device)

This type of sensor records the image line by line. In these conditions, equation (20) is expressed in the following manner:

$$\begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ w_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \\ -f \end{bmatrix}. \quad (21)$$

By defining:

$$\begin{aligned} x &= 0 \\ \Delta X' &= 0, \quad \Delta Y' = 0 \quad \text{and} \quad \Delta Z' = 0 \\ C &= B = I \end{aligned} \quad (22)$$

equation (12) hence becomes:

$$\begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} + \lambda A \begin{bmatrix} 0 \\ y \\ -f \end{bmatrix}. \quad (23)$$

Since the image is recorded line by line, we can conclude in these conditions that equation (23) is valid only for one scan line, which explains the null value of x . The coordinates X_0, Y_0, Z_0 and the attitude angles ω, ϕ and χ contained in matrix A correspond only to line (j) of the image acquired at the time t_j (Shu, 1987). The different image lines are recorded for different satellite positions, thus with different attitude angle values. Moreover, line (j) has for coordinates x_j on the image:

$$x_j = (t_j - t_0)\nu_s \quad (24)$$

t_0 being the time of acquisition corresponding to the starting line and ν_s the speed of movement of the satellite. When the viewing geometry for this type of sensor is vertical, relationship (23) remains valid. But if the viewing geometry is inclined in relation to the vertical of an angle " α " in the cross-track direction (case of SPOT), the matrix " C " becomes:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ 0 & \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix}. \quad (25)$$

The universal observation equation for a CCD sensor becomes (Shu, 1987):

$$\begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} + \lambda AC \begin{bmatrix} 0 \\ y \\ -f \end{bmatrix}. \quad (26)$$

B. Case of multispectral scanners (MSS)

This type of sensor can be considered as a panoramic camera. The scanning process is carried out pixel by pixel along each line, under a rotation angle “ θ ” of the sensor in relation to the instrument (scan angle), and we find again a formula identical to equation (25):

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}. \quad (27)$$

Hence formula (20) can be expressed as follows for MSS:

$$\begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ w_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -f \end{bmatrix}. \quad (28)$$

In formula (28), the coordinates x and y being null, the equations have a direction for each pixel, in other words, each pixel corresponds to a different position of the platform (X_0, Y_0, Z_0) and to different attitude angles (ω, ϕ, χ). Hence:

$$\begin{aligned} x = y = 0 \quad \text{and} \quad B = I \\ \Delta X' = \Delta Y' = \Delta Z' = 0 \end{aligned} \quad (29)$$

(translations between the systems, the instrument and the vector are null).

The universal observation equations (19) for an MSS sensor become (Shu, 1987):

$$\begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \\ Z_0 \end{bmatrix} + \lambda AC \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -f \end{bmatrix}. \quad (30)$$

5.2. Methods Related to Celestial Mechanics

This method has the advantage of integrating in one unique mathematical model the data related to the satellite (attitude), the orbit, the cartographic projection, and the image geometry by taking its centre as particular point (longitude, latitude, time, viewing angle). Their simultaneous adjustment permits better determination and greater robustness than step by step modelling or independent modelling. The preprocessing of orbital data consists in calculating the osculatory orbital parameters at the scene centre. These parameters are chosen in terms of the orbital characteristics of the satellite and their usefulness to the cartographic process, requiring solution for only a few seconds of orbit (Guichard, 1985). The parameters chosen to fix an orbit in space with respect to an inertial reference are: centre of the terrestrial reference system (O), equatorial plane (YOX), pole of the reference plane (OZ), earth centre-to-satellite distance (ρ), radial velocity of the satellite, longitude of the ascending node N (Ω), inclination of the

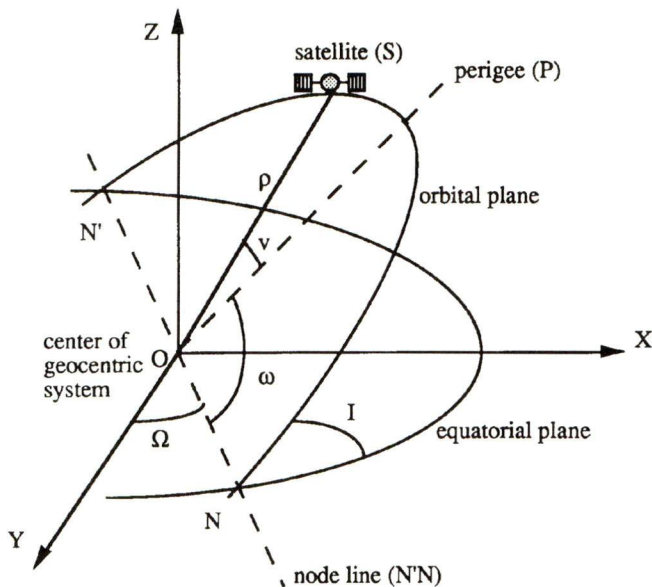


FIGURE 10 Geometry of the elliptical motion of the satellite in space (according to Toutin, 1986).

orbital plane (I), argument of the satellite in its orbital plane (ω), true anomaly fixing the satellite on its orbit (ν), intersection of the orbit plane with the reference plane (node line: NN'), semi-major axis of the ellipse (a), and the orbital eccentricity (e). Each parameter is given using a rigorous mathematical formula (Toutin, 1986) that represents the physical realities of the viewing geometry. In order to achieve precise rectification, the accuracy of each parameter is used to determine which must be calculated through least squares adjustment. Figure 10 shows the geometry of the elliptical movement of the satellite in space.

The model permits the formulation of two observation equations (31) and (32) for each control point, as opposed to the universal equations (26) and (30) where for each scan line two equations must be expressed. It represents the collinearity equations in a simple manner and permits translation from image coordinates to ground coordinates, and vice versa. Due to the rigidity of the orbit and the stability of the equations, the primary precision factor is provided by the knowledge of the nonlinear satellite attitude variations. The number and the distribution of control points influence only slightly the quality of the results (Salamonowicz, 1986). In the case of a single image, the model permits the rigorous geometric correction of SPOT images (Guichard, 1985; Toutin, 1991) and NOAA AVHRR images (Moreno and Melia, 1993) with a precision of less than one pixel. In the case of a stereoscopic SPOT image pair, if the control points are of good quality (definition and plotting) the method insures a precision in the order of one third ($1/3$) of a pixel (Toutin and Carbonneau, 1989). We will provide here only the equations and the principal characteristics, the demonstration of the model in detail being found in the following publications: Guichard (1983 and 1985),

Toutin (1985 and 1986) and Toutin et al. (1989 and 1991).

$$Pp + y_p(1 + \xi_\gamma X) - \tau H - H_0 \Delta T^* = 0 \quad (31)$$

$$X + \theta \frac{H}{\cos(\chi)} + \alpha q \left(Q + \theta X - \frac{H}{\cos(\chi)} \right) - Q \Delta R = 0 \quad (32)$$

with

$$X = (x_p - ay_p) \left(1 + \frac{h}{N_0} \right) + by_p^2 + cx_p y_p \quad (33)$$

$$H = h - \frac{x_p^2}{2N_0} \quad (34)$$

where

H is the altitude of the point corrected for earth curvature,

H_0 is the satellite elevation at the centre line,

N_0 is the normal to the ellipsoid,

a is the semi-major axis of the ellipse, is a function of the rotation of the earth,

α is the instantaneous field-of-view (rad),

X is the abscissa corrected from earth rotation and from the nonperpendicularity of axes,

p, q are the image coordinates,

P, Q are scale factors in Y and X , respectively,

τ, θ are a function of the levelling angles in Y and X , respectively,

ΔT^* and ΔR are the non-linear variations in attitude (ΔT^* : combination of pitch and yaw, ΔR : variation in roll),

x_p, y_p, h_p are the ground coordinates,

b, c, χ and ξ_γ are the known parameters (2nd order), which are a function of the geometry: satellite, scene—centre and the earth centre geometry.

5.3. Polynomial Methods

Although providing a less rigorous solution than the two preceding methods (because they do not take into consideration acquisition geometry), polynomial methods are frequently used in digital image processing systems because the orbital and satellite attitude data are not always available, and because of their simplicity. The biggest advantage of this method is the fact that all the image distortions of the image are corrected simultaneously (Novak, 1992). Moreover, if the acquisition geometry is stable, the earth is flat enough and if the geodetic network is of good quality, polynomial methods provide acceptable results for thematic mapping, but not for topographical mapping which requires high precision geometric corrections. The order of the polynomial depends on the number of control points available. The more control information one has, the more accurate the result of the rectification will be (Novak, 1992). A first order polynomial function only permits a simple rotation of the image and does not address the

rectification of the distortion. According to Cherkaoui (1991), rectification of a SPOT image acquired over an area characterized by moderately important relief using a second degree polynomial offers a 25% higher precision in relation to a first degree polynomial. Although the second order polynomial function is very easy to use for rectification, it does not adequately correct relief displacements, nor consider the special geometry of the imaging system (Salamonowicz, 1986). If variations in elevation for an entire scene are small, the effect of altitude can be neglected in the polynomial function whatever the degree. However, if variations in elevation for a scene are very important, the polynomials must take into consideration the altitude "h" of each control point introduced in the calculations. The transformation between the original and the rectified images is described by the following equations.

First degree polynomial

$$\begin{aligned} X_i &= A_0 + A_1x + A_2y \\ Y_i &= B_0 + B_1x + B_2y \end{aligned} \quad (35)$$

Second degree polynomial

$$\begin{aligned} X_i &= A_0 + A_1x + A_2y + A_3x^2 + A_4y^2 + A_5xy \\ Y_i &= B_0 + B_1x + B_2y + B_3x^2 + B_4y^2 + B_5xy \end{aligned} \quad (36)$$

where

X_i, Y_i are ground coordinates,
 x, y are image coordinates,
 A_0 to A_5 are transformation coefficients, and
 B_0 to B_5 are transformation coefficients.

6. CONCLUSION

Geometric correction methods are gaining importance due to the fact that digital images must be combined with digital maps in geographic information systems. The choice of one of the three mathematical models must be carried out in relation to the objectives of the geometric correction and precision desired. According to Novak (1992), the comparison of the polynomial approach and the model based on the condition of collinearity proves that this second approach corrects both for relief displacements and sensor distortions and yields good results, which is in agreement with the results of Salamonowicz (1986) and Cherkaoui (1991).

The mathematical model based on the condition of collinearity related to celestial mechanics is very precise due to the fact that it integrates the parameters of various models (attitude, sensor, earth and osculating parameters of the orbit). The model permits the formulation of two observation equations for each control point. The second model based solely on the condition of collinearity, and not related to celestial mechanics, requires the formulation of two observation equations for each scan line which increases the number of equations and calculation

time. This method requires very good knowledge of the image coordinates and a more or less precise knowledge of satellite attitude. If the acquisition geometry is stable, the earth is flat enough and if the geodetic network is of good quality, polynomial methods provide results relatively comparable to the two preceding models. This method may provide acceptable results for thematic mapping, but not for topographical mapping which requires high precision geometric corrections.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors would like to thank N.S.E.R.C. for their financial support (Operating Grant P 000 5252). Also, we would like to thank Mr. Paul Gagnon for his linguistic support.

References

- Bannari, A. (1989) Étude comparative du système photogrammétrique à courte distance. Thèse de Maîtrise ès sciences, Département des sciences géodésiques et télédétection, Université Laval, Québec, Canada, 104 pp.
- Caloz, R., Blaser, T. J., and Willemin, G. (1991) Création d'une ortho-image à l'aide d'un modèle numérique de terrain: influences des modes de rééchantillonnage radiométrique. *Actes des quatrièmes journées scientifiques de Télédétection, PUQ/AUPELF-UREF*, Montréal (Québec), Canada, 17–30.
- Cherkaoui, O. M. (1991) Étude comparative des images satellites et leur contribution pour la détermination des points d'appui et la compilation des cartes. Thèse de Doctorat (Ph.D.), Département des sciences géodésiques et télédétection, Université Laval, Québec, Canada, 211 pp.
- CNES (1986) Guide des utilisateurs de données SPOT, Centre national d'études spatiales, Toulouse, France, 142 pp.
- Colwell, R. N. (ed.) (1983) *Manual of Remote Sensing*, 2nd ed. American Society of Photogrammetry, Falls Church, VA, USA, 2440 pp.
- Ghosh, K. S. (1988) *Analytical Photogrammetry*, 2nd ed. Pergamon Press, NY, USA, 308 pp.
- Guichard, H. (1983) Étude théorique de la précision dans l'exploitation cartographique d'un satellite à défilement: application à SPOT. *Bulletin de la Société française de photogrammétrie et télédétection* **90**: 15–26.
- Guichard, H. (1985) Etude mathématique des possibilités cartographiques de SPOT et applications pratiques. *Compte rendu du 5ième congrès de l'A.Q.T.*, Québec, Canada, 22–24 Mai 1985, Association Québécoise de Télédétection, Chicoutimi, 355–366.
- Joly, G. (1986) *Traitement des fichiers-images*. Collection télédétection satellitaire (F. Verger, ed.), vol. 3, Édition Paradigme, Caen, France, 178 pp.
- Moik, J. G. (1980) *Digital Processing of Remotely Sensed Images*. Goddard Space Flight Center, National Aeronautics and Space Administration (NASA), Washington, 330 pp.
- Moreno, J. F., and Melia, J. (1993) A method for accurate geometric correction of NOAA AVHRR HRPT data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **31** (1): 204–226.
- Novak, K. (1992) Rectification of digital imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **58** (3): 339–344.
- Richards, J. A. (1986) *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer-Verlag, New York, 274.
- Rochon, G. (1982) Traitement numérique des images de télédétection. Département de géographie et télédétection, Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), Canada, 7 pp.
- Shu, N. (1987) Restitution géométrique des images spatiales par la méthode de l'équation de colinéarité. *Bulletin de la Société française de photogrammétrie et télédétection* **105**: 27–40.
- Slama, C. C. (ed.) (1980) *Manual of Photogrammetry*, 4th ed., ch. 17. American Society of Photogrammetry, Falls Church, VA, USA.
- Salamonowicz, P. H. (1986) Satellite orientation and position for geometric correction of scanner imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* **52** (4): 491–499.

- Toutin, Th. (1985) Analyse mathématique des possibilités cartographiques du système SPOT. Thèse de Docteur ingénieur en Sciences Géodésiques à l'École Nationale des Sciences Géographiques, Paris, France, 162 pp.
- Toutin, Th. (1986) Étude mathématique pour la rectification d'images SPOT. *Actes du XVIII^e Congrès de la Fédération internationale des géomètres*, Toronto, Canada, 1–11 Juin 1986, Association canadienne des sciences géodésiques et cartographiques, Ottawa, 379–395.
- Toutin, Th., and Carbonneau, Y. (1989) La multi-stéréoscopie pour les corrections d'images SPOT-HRV. *Journal canadien de télédétection* **15** (2): 110–119.
- Toutin, Th. (1991) Guide général du système de rectification d'image de télédétection. Centre canadien de géomatique (ed.), Sherbrooke (Québec), Canada, 102 pp.

HIGH SPATIAL AND SPECTRAL RESOLUTION REMOTE SENSING FOR THE MANAGEMENT OF THE URBAN ENVIRONMENT*

A. Bannari, D. Morin and D. C. He

Centre d'Applications et de Recherches en Télédétection (CARTEL),
Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), J1K 2R1, Canada.

ABSTRACT

During the last decades urban growth has resulted in the encroachment and the deterioration of natural areas. Accordingly, thousands of hectares of green areas have been lost at the expense of real estate and industrial development. Land management and the improvement of the urban environment should be based on the sound knowledge of land use and its evolution through time and space. In this context, the Canada Land Use Monitoring Program (CLUMP) planned the replacement, before 1991, of classical aerial photography with remote sensing imagery (satellite and airborne) as the main source of land management data (Wilson, 1986). However, the limitations for the use of satellite remote sensing in urban areas as a management tool find their origin mainly, on the one hand, in the specificity and the heterogeneity of this type of area, and on the other hand, in the lack of spatial and spectral resolution of existing satellites. With its high spatial and spectral resolutions, the airborne MEIS-II sensor (Multi-detector Electro-optical Imaging Scanner) of the Canada Centre for Remote Sensing is an excellent tool for the management of the urban environment. The objective of this research is to characterize the environmental quality of the urban territory through the integration of high spatial and spectral resolution airborne data and through the use of two vegetation indices: the "Transformed Soil Adjusted Vegetation Index" (TSAVI) and the "Global Environment Monitoring Index" (GEMI). We hence propose an improvement in the equation of the bare soil line to make it resistant to atmospheric effects or the "Soil Line Resistant to Atmospheric effects" (SLRA). The slope and origin a_{rb} and b_{rb} of this line as well as the red-blue channel proposed by Kaufman and Tanré (1992) are introduced in the TSAVI for deriving a new version of this index: the "Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index" (TSARVI). Globally, the TSARVI shows insignificant sensitivity to bare soils and their color which is identical to that of the TSAVI ($\pm 2\%$), while it reflects a higher degree of precision than the TSAVI when vegetation is present. As for the GEMI, it is less performing for studying the urban environment where vegetation is sparse or moderately dense. It is overly affected by the brilliance and color of bare soils where the mean quadratic error reaches 33%.

*Presented at the First International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, Strasbourg, France, 11-15 September 1994.

1.0 INTRODUCTION

Land management is both a tool of the political process and the reflection of a public concern with regards to the fragility of the environment and the finitude of the space in which a population develops. In a city, management projects must take into consideration existing vegetation to reach a harmonious result, constituting a veritable green canvas and a global urban ecological equilibrium. In urban areas, the notion of the state of the environment is associated with the quality of life of collectivities.

The phenomenon of the destruction of natural areas is one of the negative effects of urbanization on the urban environment. The anarchic expansion of the residential fraction and of the infrastructures they incur across the territory provoke a modification of the landscape, a deterioration of the urban environment and important socio-economic impacts. The sound management of environmental resources, for protecting their value and their integrity, requires having access to reliable information on land cover and its evolution through time and space. Unfortunately, to reach this objective, environmental data are often unavailable or incomplete. The classical methods, i.e. photogrammetry and photo-interpretation, are not always adapted to studies of this type. Field inventories are tedious and require many months of analysis for relatively small areas, without being able to claim exhaustivity. Faced with the burden presented by classical methods, satellite and airborne remote sensing provides original information over vast areas, at moderate expense and at regular intervals (Epp and Whiting, 1989). However, limitations for the use of satellite remote sensing in urban areas as a tool for management find their origin mainly, on the one hand, in the specificity and the heterogeneity of this type of area, and on the other hand, in the lack of spatial and spectral resolution of existing satellites (Welch, 1982). With its high spatial and spectral resolutions (Figure 1), the airborne MEIS-II sensor (Multi-detector Electro-optical Imaging Scanner) of the Canada Centre for Remote Sensing is an excellent tool for the management of the urban environment.

In the present study, we propose an improvement to the equation of the bare soil line, suggested by Richardson and Wiegand (1977), to make it resistant to atmospheric effects. We have labelled this line as the "Soil Line Resistant to Atmospheric effects" (SLRA). In the improved equation, we replace the red channel by the red-blue channel proposed by Kaufman and Tanré (1992). To minimize the effects of the atmosphere, brilliance and soil color on the TSAVI, the slope and the origin a_{rb} and b_{rb} of the soil line are introduced in the TSAVI as well as the red-blue channel for deriving a new version of the index: the "Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index" (TSARVI). This new form shows insignificant sensitivity to bare soils and their color, identical to the TSAVI ($\pm 2\%$), but reflects a higher degree of precision than the TSAVI as the vegetation cover increases. Calculation of the TSARVI using the slope and origin, a and b , determined by the equation proposed by Richardson and Wiegand (1977), noted TSARVI(*), results in a mean quadratic error of $+11\%$. Moreover, the TSARVI presents the advantage of describing both changes in the vegetation cover and the underlying ground. It indirectly permits the estimation of existing vegetation density in a heterogeneous environment and to design mapping adapted to the density of vegetation covers which, thanks to the global vision offered, provide useful bases for the development of the urban environment. As to the GEMI, the "Global Environment Monitoring Index", it is less performing for studying the urban environment where vegetation is sparse or moderately dense. It is overly affected by the brilliance and color of bare soils where the mean quadratic error reaches 33% . It must be noted

that the high spatial and spectral resolutions of MEIS-II images facilitate the task of selecting and identifying objects on the ground.

2.0 STUDY SITE

The city of Montréal, located along the Saint Lawrence river in the south-western portion of the province of Québec (45° 45' N, 74° 15' W), is one of the most important urban areas in Canada. The development of commercial and industrial activities coupled with increasing urbanization make Montréal an economic hub of national importance. The study area is the Montréal Urban Community (MUC) delimited by the Saint Lawrence river and the Rivière-des-Prairies. The administrative entity encompasses 29 municipalities covering an area of 49 560 hectares. The population of the Montréal urban area is estimated at 3 million inhabitants, 1,75 million of which live in the territory of the MUC.

3.0 RADIOMETRIC, ATMOSPHERIC AND GEOMETRIC PRE-PROCESSING

The methodology incorporates radiometric, atmospheric and geometric corrections, followed by specific processing as defined by the objectives of this study. It must be noted that the MEIS-II image was acquired over the island of Montréal at an altitude of approximately 10 km, at a spatial resolution of 7.0x7.0 m, on August 21, 1990 (when chlorophyll activity is maximum), with very little cloud cover (2%).

Radiometric calibration permits the transformation of Digital Numbers (DN) into absolute values in order to eliminate anomalies related to the sensor and turbidity caused by the atmosphere. In others words, it establishes a relationship between sensor response and the information which it receives from the exterior and which it is destined to measure (Colwell, 1983). This calibration is of great importance, on the one hand, for the surveillance of the vegetation environment when using vegetation indices, and on the other hand, for the uniform comparison of vegetation indices when the data are recorded by different sensors (Price, 1987). According to Kaufman and Holben (1993), the deterioration of the AVHRR sensor (Advanced Very High Resolution Radiometer) radiometry through time introduces a relative error of approximately 9% in the calculation of the vegetation index, which is in accord with the work of Holben and his collaborators (1990).

Relative calibration permits harmonizing the information provided by the different detectors composing the sensor (Robinove, 1982). In the case of MEIS-II, each channel has a detector array comprising 1728 detectors elements, each having a 13 micron linear dimension, with an output pixel size corresponding to 0.7 mrad (IFOV). Each detector has its own sensitivity, gain, and offset. The conditions to which the sensor is subjected at the time of take-off and landing of the aircraft can produce important variations in the electronic and optical components of the sensor, altering its radiometric precision. Consequently, the instrumental response to a spatially uniform landscape will not be constant and requires applying a correction to each channel. This constitutes an indispensable operation for compensating the dispersion of

the characteristics of the initial detectors. The objective of relative calibration is thus to determine the correction parameters inherent to the sensor called “equalization coefficients” (CNES, 1986). In order to eliminate the effect of response variation between detectors of a same array, a first normalization of the output gain for each detector is carried out in real time during image acquisition (Till, 1984). The equalization coefficient for each band of the MEIS-II sensor is determined by the following formula (Gauthier, 1992):

$$K = f / (R \cdot e) \quad (1)$$

where

K : relative calibration factor for each band, or equalization coefficient,
f : scan rate (second⁻¹),
e : exposure (% of time units),
R : responsivity (DN / W cm⁻² sr⁻¹).

The objective of absolute calibration is to transform the digital output signal into absolute radiometric units, i.e. the apparent radiance of the scene observed and measured at the sensor. Clearly, the accuracy of all the subsequent image processing operations will depend automatically on the accuracy of the absolute calibration. To obtain the apparent radiances at the sensor, we use the following formula:

$$L^* = DN \cdot G + \text{offset} \quad (2)$$

where

G = 1 / (K · g),
DN : grey level on a relative scale of 0 to 255,
g : gain for each band.

The transformation of apparent radiances (L^{*}) into apparent reflectances (ρ^{*}) is executed in the following manner:

$$\rho^* = \pi \cdot L^* \cdot D^2 / (\mu_s \cdot E_s) \quad (3)$$

$$\text{letting: } C = \pi \cdot D^2 / (\mu_s \cdot E_s) \quad (4)$$

$$\text{then: } \rho^* = C \cdot L^* \quad (5)$$

where

μ_s: cos(θ_s),
θ_s: solar zenithal angle,
D : earth-sun distance in astronomical units,
E_s: extra-terrestrial irradiance incident at zenithal angle θ_s (W cm⁻² sr⁻¹).

The transformation of grey levels into ground reflectances, corrected for atmospheric effects and sensor anomalies, can be achieved using the following linear function:

$$\rho_s = G \cdot C \cdot A \cdot DN - B \quad (6)$$

where

$$A = 1 / (\bar{t}_g \cdot T_{atm}),$$

$$B = \rho_a / T_{atm},$$

\bar{t}_g : gas transmission at sensor altitude,

T_{atm} : atmospheric transmission (diffuse and direct) at sensor altitude,

ρ_a : atmospheric reflectance at sensor altitude,

ρ_s : ground reflectance.

In order to estimate the contribution of the different terms of atmospheric scattering and absorption which interfere during image acquisition, we employed ground based measurements of the aerosol optical depth at 550 nm as input data to the 5S model (Simulation du Signal Satellitaire dans le Spectre Solaire / *Simulation of the satellite signal in the solar spectrum*) (Tanré et al., 1985). It should be noted that the version of the 5S model adapted by Teillet and Santer (1991) for airborne remote sensing was used. This new version takes into account ground elevation above the mean sea level and sensor altitude.

For solving the problem of geometry, we used a rigorous geometric correction method based on fundamental photogrammetric principles (colinearity and coplanarity) and on navigation data (aircraft attitude, altitude and speed) recorded in relation to time by an inertial navigation system at the time of image acquisition (Gibson et al., 1992; Bannari et al., 1994).

4.0 THE TSAVI AND GEMI VEGETATION INDICES

The urban environment is difficult to analyze because in the majority of cases there is no direct relationship between the physical aspect of an object and its urban function. Landscape forms are characterized by local heterogeneity due to the large variety of construction and roof materials. Urban environment is a heterogeneous area characterized by small objects of variable sizes, spatially distributed with variable densities and configurations. The centre of a city is dominated by the dense mineral, trees are dispersed, vegetation condensed and the numerous rooftops are more elevated than the vegetation. This disparity of the landscape engenders confusion of the elements within a pixel and between pixels (Bonn et Rochon, 1992). This is easily transposed to the image, consequently on the vegetation index.

Vegetation indices are quantitative measurements indicating the vigor of vegetation (Campbell, 1987). They show better sensitivity than individual spectral bands for the detection

of biomass (Asrar et al., 1984). The interest of these indices lies in their usefulness in the interpretation of remote sensing images; they constitute notably a method for the detection of changes in land use (multitemporal data) and for the evaluation of the density of the vegetation cover. Overall, according to the "Institut d'Aménagement et d'Urbanisme de la Région d'Île-de-France" (IAURIF, 1986), the vegetation index is a tool for the study of urban ecosystem processes and a new patrimonial indicator of the environment.

Pinty and Verstraete (1992) have proposed a non linear vegetation index for the global management of the environment using digital images. According to these two authors, this index permits to minimize atmospheric effects without altering the information on vegetation and to maintain a large dynamic range comparable to that of the VIN (Vegetation Index Number) and NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) indices for a low and dense vegetation cover, respectively. This new index, called "Global Environment Monitoring Index" (GEMI), is formulated as follows:

$$\begin{aligned} \text{GEMI} &= \eta \cdot (1 - 0.25 \eta) - (R - 0.125) / (1 - R) \\ \eta &= [2 \cdot (\text{NIR}^2 - R^2) + 1.5 \text{ NIR} + 0.5 R] / (\text{NIR} + R + 0.5) \end{aligned} \quad (7)$$

where

R : mean reflectance in the red channel,
NIR : mean reflectance in the near infrared channel.

The "Transformed Soil Adjusted Vegetation Index" (TSAVI), which is a transformation of the SAVI, the "Soil Adjusted Vegetation Index" (Huete, 1988), was defined by Baret and his collaborators (1989). It is determined in relation to the bare soil line (equation 9) formulated by Richardson and Wiegand (1977). The initial version of the TSAVI (Baret et al., 1989) was readjusted in order to minimize the effects of soil brilliance by adding an X value equal to 0.08 (Baret et Guyot, 1991). According to these two authors, the TSAVI calculated with this formula is equal to 0 for bare soils and approaches 0,70 for very dense vegetation covers. This new improved version of the TSAVI is as follows:

$$\text{TSAVI} = \frac{[a \cdot (\text{NIR} - a \cdot R - b)]}{[(R + a \cdot \text{NIR} - a \cdot b + X \cdot (1 + a^2))]} \quad (8)$$

$$\text{NIR} = a \cdot R + b \quad (9)$$

where

a : slope of the bare soil line, in the R/NIR space
b : ordinate at the origin of the bare soil line, in the R/NIR space.

5.0 THE RED-BLUE CHANNEL

Kaufman and Tanré (1992) have developed a new vegetation index called the “Atmospherically Resistant Vegetation Index” (ARVI) which is a new version of the normalized difference vegetation index (NDVI). Moreover, the philosophy of redefining the NDVI into the ARVI resides in the refinement of the effects of atmospheric diffusion caused by aerosols in the red channel, and this in spite of the first atmospheric correction applied to all the image channels. The authors propose the creation of a new channel which is a linear combination of the blue channel and red channel. The formula for this channel is the following:

$$RB = R - \gamma \cdot [B - R] \quad (10)$$

$$\gamma = \rho_{a-r} / [\rho_{a-b} - \rho_{a-r}] \quad (11)$$

where

B : blue channel,

RB : red-blue channel,

ρ_{a-r} : component of the atmospheric reflectance in the red channel,

ρ_{a-b} : component of the atmospheric reflectance in the blue channel.

γ is an atmospheric auto-correction factor which depends on aerosol types. The degree of resistance of the vegetation index to atmospheric effects will depend on the successful determination of this parameter. Based on a simplified radiative transfer model (the 5S model), Kaufman and Tanré (1992) have shown that when the vegetation cover is low and atmospheric data are unknown (aerosol dimension), the value of $\gamma = 1,0$ permits a better adjustment for most remote sensing applications, unless the aerosol model is known a priori, which is the case in this study. The determination of intrinsic atmospheric reflectance by simulation in the red and blue channels (ρ_{a-r} , ρ_{a-b}) of our images, using the 5S model, permits to determine the true value of the atmospheric auto-correction factor, $\gamma = 0,25$.

By similarity with the study of Kaufman and Tanré (1992), the replacement of the red channel by the red-blue channel in the TSAVI gives the “Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index” (TSARVI) (equation 13).

6.0 THE SOIL LINE RESISTANT TO ATMOSPHERIC EFFECTS: SLRA

The concept of the soil line has become largely accepted in the analysis and interpretation of satellite and airborne remote sensing images (Jackson et al., 1980; Wiegand and Richardson, 1982; Huete et al., 1984; Baret et al., 1993). The soil line can change due to the effects of the atmosphere or to the radiometric calibration of the sensor. To insure a more reliable and logical adjustment, we suggest the replacement of the red channel in equation (9) by the red-blue

channel. This adjustment gives the equation of the soil line resistant to atmospheric effects “SLRA”. The interest of this transformation resides in the significant reduction in atmospheric contaminants caused by diffusion in the red channel. The SLRA equation is as follows:

$$\text{NIR} = a_{rb} \cdot \text{RB} + b_{rb} \quad (12)$$

where

a_{rb} : slope of the bare soil line, in the RB/NIR space,

b_{rb} : ordinate at the origin of the bare soil line, in the RB/NIR space.

It is very important to note that the validation domain of this line covers all the indices which exploit the red-blue channel instead of the red channel. Hence, the “Transformed Soil Atmospherically Resistant Vegetation Index” (TSARVI) becomes:

$$\text{TSARVI} = \frac{[a_{rb} \cdot (\text{NIR} - a_{rb} \cdot \text{RB} - b_{rb})]}{[(\text{RB} + a_{rb} \cdot \text{NIR} - a_{rb} \cdot b_{rb} + X \cdot (1 + a_{rb}^2))]} \quad (13)$$

7.0 EVALUATION AND DISCUSSION

For evaluating the SLRA, fifty sampling sites corresponding to different types of bare soils of different color and brilliance were selected. They include bare soils, constructed areas, residential roofing, roads, etc. In reality, there is no single soil line but as many lines as there are soil types. They are often close, but the fact of confusing one from the other results in errors in the order of 10 to 15% for biomass estimations (Ezra et al., 1984; Huete et al., 1984). However, this enlargement of the content in relation to the samples limited to bare soils, such as suggested by Richardson and Wiegand (1977), permits a more reliable and more precise adjustment of the line due to a more extensive distribution along its axis.

A linear regression is calculated from equations (9) and (12), in the R/NIR and RB/NIR space respectively, from the reflectances of the sampling sites (Figure 2). Although the slope is quite similar for the two lines, we can note a clear and significant dephasing at the origin which is in the order of 6%. This difference of the ordinate at the origin has immediate repercussions on the calculation of the vegetation index. On bare soil samples, an error of approximately 11% affects the TSARVI, noted TSARVI(*), calculated using a and b determined in the R/NIR space, instead of a_{rb} and b_{rb} (Figure 3). The TSARVI determined from a_{rb} and b_{rb} is sensitive to bare soil with an insignificant error in the order of $\pm 2\%$. Figure 3 clearly shows the convergence of the values of the TSARVI towards zero which is the ideal theoretical line for bare soils, contrarily to the TSARVI(*) which reaches a mean error of approximately +11%.

Although the objective of the GEMI is to help evaluate and manage globally the environment without being affected by the atmosphere, the contrary is shown here. It is not a good indicator of sparse or moderately dense vegetation because it is considerably affected by soil

brilliance and color, which is in agreement with the work of Plummer et al. (1994). From over fifty spectral signatures acquired on bare soil samples of different color, we calculated a mean quadratic error in the order of 33%. Figure 4 illustrates this situation globally over all of the samples and also shows a comparison between the TSARVI and the GEMI. Incidentally, the GEMI formulation is more complex, which does not facilitate its calculation and its use in image processing.

In order to evaluate the behavior of each of the three indices (TSAVI, TSARVI and GEMI) in relation to the percentage of vegetation and mineral cover, we used large scale color aerial photographs (1/5000), acquired at the same time as our MEIS-II images (1990), and the land cover map derived from these same aerial images, for locating the sampling sites. It should be noted that five sites with different percentages of vegetation cover (0, 25, 50, 75, and 100%) were chosen. Figure 5 shows that as the density of the vegetation cover increases, the GEMI corresponds more and more to reality. It is probably a good indicator of areas with very dense vegetation cover, forest or agriculture, but not a patrimonial indicator of the urban environment. The TSARVI shows the same sensitivity as the TSAVI for bare soils and their color but reflects a higher degree of precision than the TSAVI when vegetation is present.

Finally, the high spatial and spectral resolutions of the MEIS-II image permit to easily identify objects on the ground, their nature and their color. Moreover, results of the vegetation indices calculated are comparable with the land cover map.

8.0 CONCLUSION

The vegetation index derived from MEIS-II high spatial and spectral resolution images is an excellent tool for the management of the urban environment. It provides interesting information for identifying areas showing a lack of green areas and for locating the areas of vegetation capable of serving as pivotal points for the reinforcement of the environment. It is a potential source of information, original and useful to urbanists and managers responsible for the protection of natural areas.

We have proposed an improvement to the equation of the bare soil line to make it resistant to atmospheric effects (SLRA). Since it takes into consideration the slope and origin (a_{rb} and b_{rb}) of the soil line, as well as the red-blue channel proposed by Kaufman and Tanré (1992), the TSARVI shows a notable improvement, in the order of 8%. Its sensitivity to bare soils and their color is insignificant (± 2), reflecting a higher degree of precision than the TSAVI as the vegetation cover densifies. It presents the advantage of describing both changes in the vegetation cover and the underlying ground. It permits indirectly to estimate the density of existing vegetation in a heterogeneous environment and to establish a cartography adapted to the density of vegetation covers which, thanks to the global vision offered, provides useful bases for the development of the urban environment. As to the GEMI, in addition to its more complex formulation, it is less performing for the management of the urban environment where vegetation is sparse or moderately dense. It is overly affected by the brilliance and color of bare soils where the mean quadratic error reaches 33%.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) for its financial support (grant OGP 000 5252). They thank Dr. J.R. Gibson, Dr. R. Gauthier, M. Max Buchheit and Mrs Lidia Hak (Canada Centre for Remote Sensing, Data Acquisition Division) for their sincere and professional collaboration during Mr. Bannari's stay at their division. They also wish to thank Dr. Alfredo Huete (University of Arizona) for his pertinent and fruitful suggestions, and Mr. Paul Gagnon (CARTEL) for his linguistic support.

REFERENCES

- G. Asrar, M. Fuchs, E.T. Kanemasu and J.L. Hatfield, "Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat," *Agron. Journal*, vol. 76, pp. 300-306, 1984.
- A. Bannari, J.R. Gibson and D. Morin, "A Rigorous Photogrammetric Method for the Geometric Correction of MEIS Airborne Digital Images," *Canadian Journal of Remote Sensing* (submitted), 1994.
- F. Baret, G. Guyot and D.J. Major, "TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation." *Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Vancouver, Canada, p. 1355, 1989.
- F. Baret and G. Guyot, "Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment." *Remote Sensing of Environment*, vol. 35, pp. 161-173, 1991.
- F. Baret, S. Jacquemoud and J.F. Hanocq, "The soil line concept in remote sensing," *Remote Sensing Reviews*, vol. 7, No. 1, pp. 65-82, 1993.
- F. Bonn et G. Rochon, *Précis de télédétection: principes et méthodes (volume1)*. Presses de l'Université du Québec / AUPELF-UREF, Québec, 485p., 1992.
- J.B. Campbell, "Remote Sensing Application in the Plant Sciences." In *Introduction to remote sensing*, eds. The Guilford Press, New York, NY, p. 36, 1987.
- C.N.E.S, *Guide des utilisateurs de données SPOT*, Centre national d'études spatiales, Toulouse, France, p. 200, 1986.
- R.N. Colwell, R. N. (ed). 1983. *Manual of Remote Sensing* (2nd ed). American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Falls Church, Virginia, USA, The Sheridan Press.
- H. Epp and J. Whiting, "Technology transfer: A Canadian experience." *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'89)*, Vancouver, Canada, p. 2554, 1989.

C.E. Ezra, L.R. Tinney and R.D. Jackson, "Effect of soil background on vegetation discrimination using Landsat data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 16, pp. 233-242, 1984.

J.R. Gibson, M. Buchheit and L. Hak, "Precise Geometric Processing of Stereo MEIS Imagery." Canada Centre for Remote Sensing, Data Acquisition Division, Ottawa, Ontario, Canada, p. 10, 1992.

R.P. Gauthier, "Radiometric Correction of Airborne Multispectral Scanner Data." Canada Centre for Remote Sensing, Data Acquisition Division, Ottawa, Ontario, Canada, p. 7, 1992.

B.N. Holben, Y.J. Kaufman and J.D. Kendall, "NOAA-11 AVHRR visible and near-IR inflight calibration," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 11, No. 8, pp. 1511-1519, 1990.

A.R. Huete, "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)," *Remote Sensing of Environment*, vol. 25, pp. 295-309, 1988.

A.R. Huete, D.F. Post and R.D. Jackson, "Soil spectral effects on 4-space vegetation discrimination," *Remote Sensing of Environment*, vol. 15, pp. 155-165, 1984.

Institut d'Aménagement et d'Urbanisme de la Région d'Île-de-France, *Mesurer la végétation urbaine par télédétection: du satellite au terrain*. Paris, France, p. 90, 1986.

R.D. Jackson, P.J. Pinter, J. Paul, R.J. Reginato, J. Robert and S.B. Idso, "Hand-held radiometry." *Agricultural Reviews and Manuals ARM-W-19*, Department of Agriculture, Science and Education Administration, Oakland, California: USA, 1980.

Y.J. Kaufman and N.B. Holben, "Calibration of the AVHRR visible and near-IR bands by atmospheric scattering, ocean glint and desert reflection," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, No. 1, pp. 21-52, 1993.

Y.J. Kaufman and D. Tanré, "Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 30, No. 2, pp. 261-270, 1992.

B. Pinty and M.M. Verstraete, "GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites," *Vegetatio*, vol. 101, pp. 15-20, 1992.

S.E. Plummer, P.R. North and S.A. Briggs, "The angular vegetation index: an atmospherically resistant index for the second along track scanning radiometer (ATSR-2)." *Proceedings of the Sixth International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing*, Val d'Isère, France, 1994.

J.C. Price, "Calibration of satellite radiometers and comparison of vegetation indices," *Remote Sensing of Environment*, vol. 21, pp. 15-27, 1987.

A.J. Richardson and C.L. Wiegand, "Distinguishing vegetation from soil background information," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 43, No. 12, pp. 1541-1552, 1977.

C.J. Robinove, "Computation with physical values from Landsat digital data," *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 48, No. 5, pp. 781-784, 1982.

D.C. Tanré, C. Deroo, P. Duhaut, M. Herman, J.J. Morcrette, J. Perbos, et P.Y. Deschamps, "Effets atmosphériques en télédétection: logiciel de simulation du signal satellitaire dans le spectre solaire." *Proceedings of the 3rd International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*, Les Arcs, France, p. 315, 1985.

P.M. Teillet and R.P. Santer, "Terrain elevation and sensor altitude dependence in a semi-analytical atmospheric code," *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 17, No. 1, pp. 36-44, 1991.

S.M. Till, "Le MEIS II capteur électro-optique multispectral aéroporté." *Atelier MEIS*, Camsell Hall, Ottawa, Ontario, Canada, p. 15, 4-5 April 1984.

R. Welch, "Spatial Resolution Requirement for Urban Studies," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 6, No. 2, pp. 139-157, 1982.

C.L. Wiegand and A.J. Richardson, "Comparisons among a new soil index and other 2 and 4 dimensional vegetation indices." *Technical papers of the American Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, Denver, Colorado, USA, p. 210, 1982.

D.A. Wilson, "The Role of Remote Sensing in the Canada Land Use Monitoring Program (CLUMP)." *Proceedings of the 10th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Edmonton, Alberta, Canada, p. 947, 5-8 May 1986.

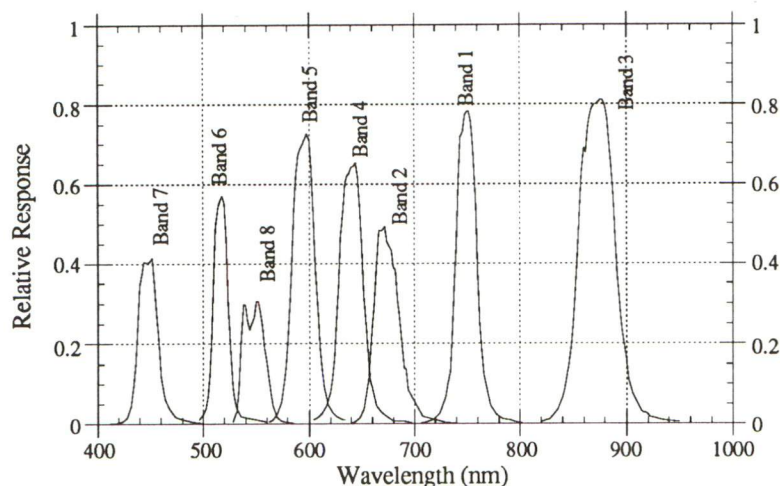


Figure 1. Typical Spectral Response of the MEIS-II Sensor

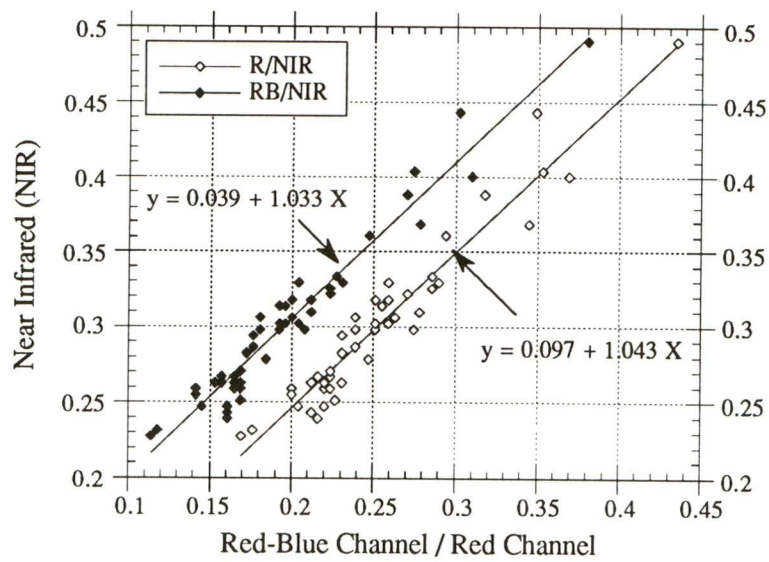


Figure 2. Linear Regressions in the R/NIR and RB/NIR Space

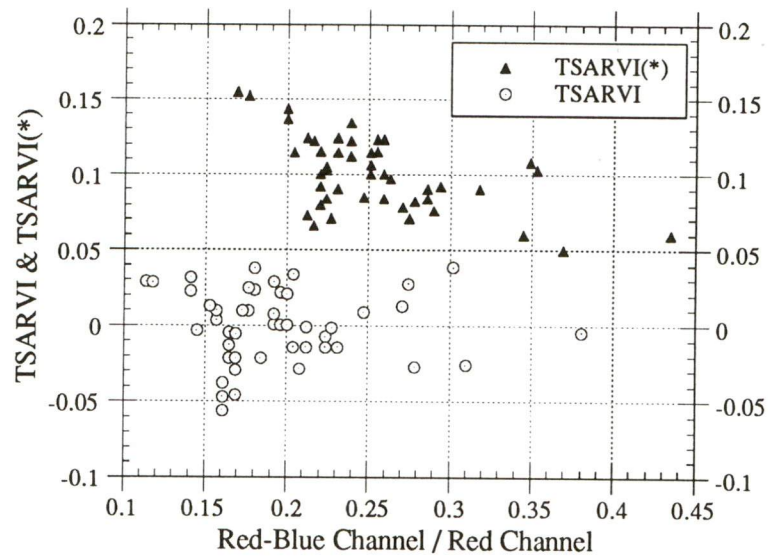


Figure 3. Effect of the SLRA on the Precision of the TSARVI

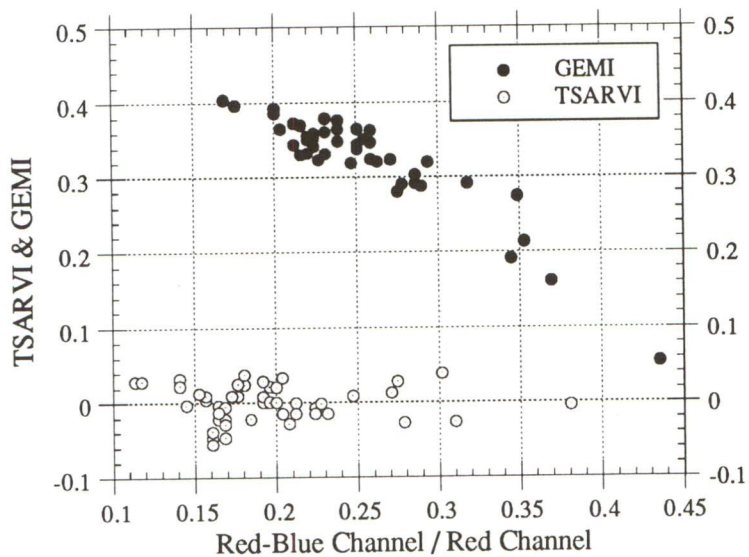


Figure 4. Effect of Soil Color and Brilliance on the TSARVI & GEMI

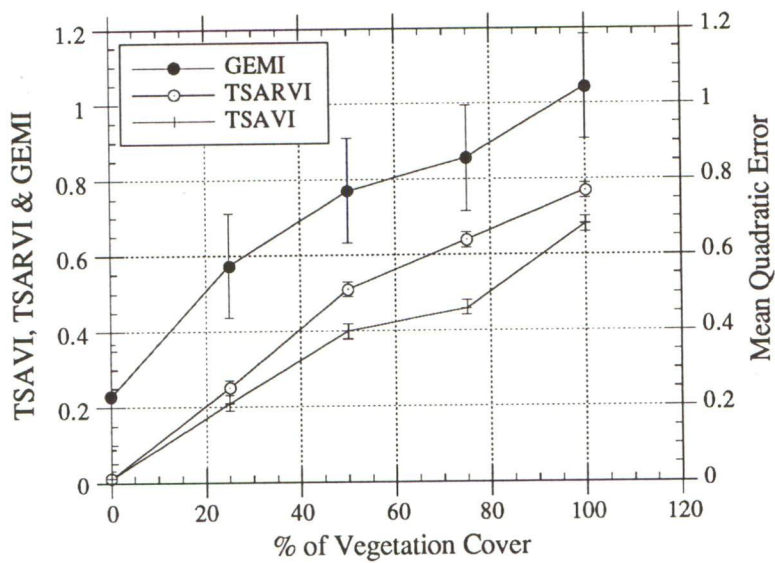


Figure 5. Behavior of the TSAVI, TSARVI & GEMI in Relation to the Percentage of Vegetation Cover

Le SYSTEME GEOCOR POUR LES CORRECTIONS GÉOMÉTRIQUES DES IMAGES MEIS

A. Bannari *, J. R. Gibson ** et D. Morin *

*Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), Université de
Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), J1k 2R1, Canada.
Tel: 819 821 7180; Fax: 819 821 7944

**Centre Canadien de Télédétection, Division de l'acquisition des données, 588 Booth
Street, Ottawa (Ontario), K1A 0Y7, Canada.
Tél: 613 998 9060; Fax: 613 993 5022

RÉSUMÉ

La Division de l'acquisition des données du Centre Canadien de Télédétection (CCT) du ministère de l'Énergie, des Mines et des Ressources, s'est lancée depuis 1985 dans un projet visant à mettre au point un système de corrections géométriques (GEOCOR) des images numériques aéroportées MEIS (Multi-detector Electro-optical Imaging Sensor). Le but principal du système GEOCOR est de procurer aux chercheurs dans le domaine de la télédétection un outil de travail convivial et robuste pour rectifier géométriquement les images aéroportées MEIS. Il permet de produire des ortho-images, des mosaïques, et des modèles numériques de terrain, avec une précision de l'ordre du pixel.

Le système GEOCOR est basé, d'une part, sur le principe de compensation par blocs des photographies aériennes en utilisant la méthode des moindres carrées, et d'autre part, sur les données de navigation de l'avion. Notons que les données de navigation sont enregistrées en fonction du temps par un système de navigation inertiel (SNI) pour corriger l'image, ligne par ligne de balayage, des effets causés par les mouvements de l'avion durant la mission: attitude (roulis, tangage et lacet), altitude et vitesse. Cet article décrit les étapes de correction, les équipements, les performances et les avantages du système.

ABSTRACT

Since 1985, the Data Acquisition Division of the Canada Centre for Remote Sensing (CCRS), of the Department of Energy, Mines and Resources, has been involved in a project for developing a geometric correction system (GEOCOR) for airborne digital MEIS images (Multi-detector Electro-optical Imaging Sensor). The main object of the GEOCOR system is to provide scientists in the remote sensing field with a convivial and robust tool for geometrically rectifying airborne MEIS images. The system makes it possible to produce ortho-images, mosaics, and digital terrain models, with a precision in the order of the pixel.

The GEOCOR system is based, on the one hand, on the principle of block adjustment applied to aerial photographs using the least squares method, and on the other hand, on the aircraft navigation data. The navigation data are recorded in relation to time by an inertial navigation system (INS) for correcting the image, scan line by scan line, from the effects of aircraft movement: attitude (roll, pitch and yaw), altitude and speed. This paper describes the correction procedure, the equipment, the performance and the advantages of the system.

INTRODUCTION

Le CCT a mis au point un capteur multispectral aéroporté MEIS pour fournir des données images numériques aux chercheurs dans le domaine des applications de la télédétection. Au cours des quatre premières années d'expérimentation (1982-85), des études du CCT au Canada en Australie et aux Etats-Unis ont permis l'évaluation de ce capteur pour la cartographie numérique et les mesures du stress et des anomalies de la végétation (Till et al., 1983). D'après les résultats de ces expériences, si de bonnes corrections radiométriques et géométriques sont effectuées, les données MEIS sont applicables à plusieurs domaines (McColl et al., 1984). Or, durant la dernière décennie la faible utilisation de l'imagerie de ce capteur s'explique par la mauvaise qualité géométrique causée par les mouvements de l'avion durant l'acquisition des données (Gibson et al., 1992).

Depuis 1985 la division d'acquisition des données du CCT du ministère de l'Énergie, des Mines et des Ressources (EMR), s'est lancée dans un projet visant à mettre au point un système de corrections géométriques (GEOCOR) des images numériques aéroportées. Le but principal du système est de procurer aux chercheurs un outil de travail convivial et robuste pour produire une information digne d'être exploitée dans les systèmes d'information géographique (SIG) et dans la Base Nationale de Données Topographiques (BNDT). Le système GEOCOR (Geometric Correction) permet de produire des ortho-images, des mosaïques, et des modèles numériques de terrain (MNT), avec une précision de l'ordre du pixel.

Depuis l'achèvement des travaux d'expérimentation, des projets pilotes réalisés à l'aide des données sur le Canada, l'Australie, les Etats-Unis et le Qatar ont permis de mettre en oeuvre le potentiel du système. Cet article décrit les étapes de correction, les équipements, les performances et les avantages du système.

L'ÉQUIPEMENT D'ACQUISITION DES DONNÉES

L'équipement nécessaire pour l'acquisition des données image et des données de navigation est constitué des composantes suivantes:

- le capteur MEIS, qui permet l'acquisition des données images monoscopiquement ou stéréoscopiquement.
- un enregistreur à haute densité (High Density Digital Tape) qui permet l'enregistrement des données images.
- le système de navigation inertielle (SNI) et un altimètre (HADS) de haute précision permettent l'acquisition des données de navigation.
- le système MAID qui permet l'enregistrement des données de navigation sous la forme compatible avec l'ordinateur (Computer Compatible Tape).

LE CAPTEUR MEIS

MEIS-II est un système imageur électro-optique multi-détecteur aéroporté qui fonctionne selon le mode d'exploitation "en peigne". Il a été construit par McDonald Dettwiler and Associates pour le CCT; par la suite, il a été modifié par le CCT afin d'y intégrer un mode d'acquisition d'imagerie stéréoscopique (Gibson, 1984). Le capteur MEIS-II contient huit canaux optiques indépendants, à chaque canal correspond un détecteur linéaire à transfert de charge de 1728 éléments. Le domaine spectral couvre le rayonnement visible et le proche infrarouge de 350 à 1100 nm. Dans cette intervalle les caractéristiques spectrales d'une scène peuvent être choisies au moyen de filtres spectraux interchangeables placés à l'avant des objectifs. Durant l'acquisition de l'image, les données sont rééchantillonnées et les

Le système GEOCOR pour les corrections géométriques des images MEIS

distorsions causées par l'optique des objectifs et les écarts entre canaux sont corrigés en temps réel d'enregistrement. Entre-autres, un SNI enregistre les données de navigation, attitude, altitude, et vitesse de l'avion en fonction du temps (McColl et al., 1984; Till et al., 1983 et 1986; Till, 1984).

LES DONNÉES DE NAVIGATION

Les données de navigation, ou données auxiliaires, qui sont enregistrées par le SNI et par l'altimètre barométrique de haute précision (HADS), sont les suivantes:

- la longitude, la latitude et la vitesse de l'avion (le taux d'échantillonnage est de 20 Hz),
- l'attitude de l'avion pour chaque ligne de balayage afin de connaître les variations en roulis, en tangage et en lacet (le taux d'échantillonnage est de 100 Hz),
- l'altitude de l'avion (le taux d'échantillonnage est de 40 Hz),
- le temps d'acquisition.

Le facteur commun entre les données image et les données de navigation est le temps. Autrement dit, au moment de la modélisation géométrique, le facteur temps est celui qui permet l'association de ces paramètres de navigation à une telle ligne de balayage de l'image. Parmi les importantes étapes de préparation des données de navigation, citons d'une part, la transformation des données barométriques en données altimétriques, et d'autre part, la visualisation en deux dimensions de toutes les données de navigation. Cette dernière étape permet l'inspection de la qualité de ces données, du fait que le manque d'un seul paramètre, ou la détection d'une grave anomalie signifie l'impossibilité de la correction géométrique, alors que pour les simples anomalies il y a toujours possibilité d'interpolation. Les données de navigation sont indispensables à la méthode de correction puisqu'elles caractérisent la géométrie de prise de vues ligne par ligne de balayage pour l'image entière.

LE SYSTEME GEOCOR

Les méthodes photogrammétriques classiques permettent la production des ortho-images et des MNT à l'aide des stéréoresstituteurs analytiques, et des mosaïques bien rectifiées à l'aide des redresseurs. Le système GEOCOR libère les images numériques aéroportées des attaches optiques et mécaniques de sorte que toutes les opérations photogrammétriques sont exécutées de façon rigoureuse et simple au moyen des ordinateurs. Il se compose d'un ensemble de logiciels et permet de corriger géométriquement, en monoscopie ou en stéréoscopie (deux lignes de vol ou plus), les images numériques aéroportées des capteurs MEIS-II et MEIS-DMS (Digital Mapping System). Il est implanté dans un environnement informatique UNIX sur des stations de travail personnel IRIS de Silicon Graphics Inc (SGI). Le but principal du système est de produire des ortho-images, des mosaïques numériques et des modèles numériques de terrain, corrigés de toutes les distorsions relatives à la plate-forme (attitude, altitude et vitesse) et au relief du terrain. Les produits finaux sont rectifiés dans un système de projection cartographique UTM. Les différentes étapes du système sont illustrées par la figure 1.

DESCRIPTION DES DIFFÉRENTES ÉTAPES

La première étape consiste à corriger l'image radiométriquement et atmosphériquement, et la rehausser pour lui donner une bonne dynamique, et si nécessaire l'utilisation de filtres pour mieux faire ressortir les détails linéaires qui peuvent servir de points d'appui et de contrôle. Notons que toutes ces opérations sont effectuées en dehors du système GEOCOR par un système de traitement d'image (DIPIX, ERDAS, PCI, etc).

La seconde étape est celle d'acquisition des coordonnées terrain (points d'appui, conjugués et de vérification) à partir des cartes topographiques à grandes échelles (1/20 000), ou des plans cadastraux, mais il est préférable d'utiliser des points géodésiques, photogrammétriques, ou des points déterminés par le système de positionnement globale (GPS). L'utilisation de cette dernière catégorie de points permet d'éliminer la marge d'erreur planimétrique existant dans les cartes, ainsi que l'erreur de numérisation ou de lecture des coordonnées, ce qui permet par la suite d'augmenter l'efficacité et la précision des corrections. Le choix des points d'appui sur la carte et leurs correspondants sur l'image doit se faire simultanément pour assurer la validité d'un tel choix. Le nombre et la répartition des points d'appui sont aussi des facteurs importants pour la précision des résultats. Théoriquement la méthode nécessite un nombre de trois points d'appui par ligne de vol, cependant, il est plus sage d'utiliser six points ou plus, selon l'ordre de précision désiré, avec une distribution dans le sens latéral perpendiculairement au sens du déplacement de l'avion pour mieux déterminer le facteur échelle pixel. Lorsque plusieurs lignes de vol se recouvrent, il n'est pas nécessaire d'avoir des points de contrôle pour toutes les lignes de vol, à condition d'avoir au moins dix points conjugués ou plus entre les paires de lignes de vol qui se recouvrent pour les relier ensemble.

La méthode d'acquisition des coordonnées images consiste à créer une fenêtre de 256 X 256 pixels lors du choix de chaque point. La fenêtre peut être par la suite rééchantillonnée en augmentant l'échelle d'un facteur de 16 fois, ce qui permet à l'opérateur le pointage sur l'image avec une grande précision. Lorsqu'il s'agit d'images stéréoscopiques, il faut créer un autre fichier pour les points conjugués; à cette étape les coordonnées image et les coordonnées terrain sont entrées manuellement à l'aide du clavier. Pour chaque point sont attribuées une valeur de poids et un indice qui indiquent leur participation dans le processus de correction comme point d'appui ou comme point de vérification.

L'étape de correction des données de navigation permet la correction d'attitude (roulis, tangage et lacet), de l'altitude, de la vitesse et de la position de l'avion par rapport au sol à chaque instant "t" du vol. La méthode de correction utilise la technique de compensation par moindres-carrés, quelques points d'appui et une fonction polynomiale de premier degré pour modéliser les erreurs systématiques qui entachent les paramètres décrits ci-dessus. Le produit final est un fichier qui contient des éléments de corrections d'attitude (ω , ϕ , κ), d'altitude (h), et la position (X , Y), dans le système de projection UTM, de chaque ligne de balayage de l'image. L'analyse des résultats issus de l'ajustement des données de navigation donne une idée préalable sur la précision de la correction géométrique. Si l'erreur résiduelle est inférieure ou égale à un pixel le résultat de l'ajustement peut être introduit dans l'étape suivante du processus de correction. Par contre, si l'erreur est supérieure à un pixel il faut donc vérifier les coordonnées image et/ou les coordonnées terrain et par la suite répéter l'étape de correction des données de navigation jusqu'à ce que les résultats soient satisfaisants.

Une fois les données de navigation corrigées, elles sont exploitées par la suite dans l'algorithme de corrections géométriques. L'algorithme est basé sur les équations de colinéarité, dans le cas des points d'appui, et sur les équations de coplanarité, dans le cas des points homologues (Manual of photogrammetry, 1980; Gibson, 1983). Cette approche est très utilisée dans les projets de photogrammétrie conventionnelle (aérotriangulation), mais elle est modifiée et adaptée aux images aéroportées MEIS, puisque la projection de prise de vues n'est pas centrale comme dans le cas des photo-aériennes, pour que l'algorithme puisse prendre en considération, en fonction du temps, les données images et les données de navigation.

Le système GEOCOR pour les corrections géométriques des images MEIS

LES PRODUITS DU SYSTEME GEOCOR

Le système permet de produire des MNT, des ortho-images, et des mosaïques. Les résultats d'ajustement, dans plusieurs projets, montrent une erreur résiduelle qui est de l'ordre du pixel pour les points d'appui et de vérification (Bannari et al., 1993), et moins d'un pixel pour les points conjugués (Gibson et al., 1987 et 1992).

Les mosaïques confectionnées à partir de deux lignes de vol (ou plus) sont d'une très bonne qualité géométrique, mais montrent un faible changement de contraste radiométrique de part et d'autre des zones de recouvrement. Ce changement peut être causé par un mauvais balancement radiométrique, ou par les conditions d'éclairement solaire qui varient d'une ligne de vol à l'autre.

Un élément nécessaire pour la production des ortho-images précises est un MNT et l'habileté de son incorporation dans le processus de rééchantillonnage de l'image. Étant donné que le MNT ne tient pas compte de la hauteur des arbres et des bâtiments dans les zones forestières et urbaines, respectivement, les ortho-images montrent parfois des parties plus ou moins floues à cause d'une faible parallaxe résiduelle.

Les récents développements du système, permettent l'extraction d'un MNT à partir de deux images stéréoscopiques. La méthode est implantée sur des stations de travail graphiques (IRIS de Silicon Graphique Inc) qui offrent la possibilité de visualiser, à la fois, l'image, le MNT dérivé et son affichage en 3D sous différents angles de perspectives. Les paramètres de base pour générer le MNT sont les suivants:

- les images stéréoscopiques,
- le fichier des données de navigation,
- le fichier de parallaxe en X et en Y,
- le fichier qui contient les caractéristiques du MNT à produire (pas d'échantillonnage).

La procédure de génération du MNT est itérative et implique le traitement de l'imagerie à différents niveaux de résolution. À chaque étape, les deux images stéréoscopiques sont transformées par compensation de bloc pour réduire la résolution (par exemple, de deux mètres à seize mètres dans une première phase) et ensuite corrigées pour toutes les distorsions causées par le mouvement de l'avion à l'aide des données MNT disponibles. Utilisant les images corrigées, on détermine alors la parallaxe entre les points homologues des images à travers les zones de recouvrement des images. À chaque étape, les parallaxes calculées sont converties en hauteur relative de terrain et ajoutées aux données existantes pour améliorer l'approximation du MNT. Au cours des étapes subséquentes, l'imagerie est rééchantillonnée à une résolution plus fine utilisant les données MNT accumulées pour enlever l'effet de relief jusqu'à ce que les parallaxes résiduelles aient été réduites au point où aucune nouvelle information ne peut être extraite. Ce stade est atteint généralement lorsque la grille du MNT est de deux à quatre fois la résolution de l'imagerie.

Une difficulté particulière dans le processus d'extraction des MNT est celle de la détermination de l'élévation des surfaces des lacs. L'appariement des images ne peut donner un bon résultat, du fait que la variance y est très faible. L'interpolation permet d'attribuer une valeur d'élévation à chaque pixel, mais ne garantit pas qu'ils soient tous exactement à la même élévation. Pour résoudre ce problème, le système calcule à partir des valeurs situées sur le pourtour d'un lac une valeur moyenne qui est adoptée comme élévation du lac.

LES AVANTAGES ET LES DÉSAVANTAGES DU SYSTEME

Les résultats des travaux publiés par le CCT ont prouvé les performances et les avantages de la méthode (Gibson, 1985; Gibson et al., 1987 et 1992). La comparaison des images corrigées en milieu urbain avec des documents cartographiques établis par des méthodes topographiques et photogrammétriques précises témoigne de la qualité géométrique assurée par le système (Bannari et al., 1993). La fiabilité des corrections géométriques permet l'exploitation des images MEIS à haute résolution spatiale dans les systèmes d'information géographique pour divers travaux d'aménagement et de gestion. Comparativement aux méthodes photogrammétriques conventionnelles, le système permet la production rapide des ortho-images, des mosaïques et des MNT.

Parmi les désavantages du système citons les suivants:

- une dépendance totale des données de navigation,
- la nécessité d'un opérateur bien expérimenté pour le contrôle de la qualité des produits, surtout la production des MNT,
- les produits sont toujours fournis dans le système de projection UTM.

Pour résoudre ce problème de projection cartographique, les perspectives envisagées dans le futur sont les traitements des données dans n'importe quel type de projection (MTM, Lambert, etc). Actuellement des essais expérimentaux sont en cours pour l'intégration d'un système de positionnement global (GPS) parmi les équipements d'acquisition pour la détermination des coordonnées centre de chaque ligne de balayage de l'image, afin de réduire le recours aux points d'appui.

REMERCIEMENTS

Nous remercions monsieur Max BUCHHEIT et madame Lidia HAK pour leur support en informatique et leurs suggestions fructueuses et enrichissantes.

RÉFÉRENCES

- Bannari, A., D. Morin et J. R. Gibson. 1993. Une méthode photogrammétrique rigoureuse pour les corrections géométriques des images aéroportées MEIS (en préparation).
- Gibson, J. R., R. A. O'Neill., R. A. Neville., S. M. Till and W. D. McColl. 1983. A Stereo Electro-optical Line Imager for Automated Mapping, *Proc. 6th International Symposium on Automated Cartography*, Ottawa, Ontario, Canada, Vol.II, pp.165-176.
- Gibson, J. R. 1984. Processing Stereo Imagery from Line Imagers, *9th Canadian Symposium on Remote Sensing*, pp.471-487.
- Gibson, J. R. 1985. Application of Inertial Systems with Airborne Line Imagers, *Internal report, Canada Centre for Remote Sensing*, Ottawa, Ontario, Canada, 15 pages.
- Gibson, J. R and M. A. Chapman. 1987. Accuracy Evaluation of Airborne Stereo Line Imager Data, *Proceedings of the 21st International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, Ann Arbor, Michigan, U.S.A.
- Gibson, J. R., M. Buchheit and L. Hak. 1992. Precise Geometric Processing Stereo MEIS

Le système GEOCOR pour les corrections géométriques des images MEIS

Imagery, *Canada Centre for Remote Sensing*, Ottawa, Ontario, Canada, 10 pages.

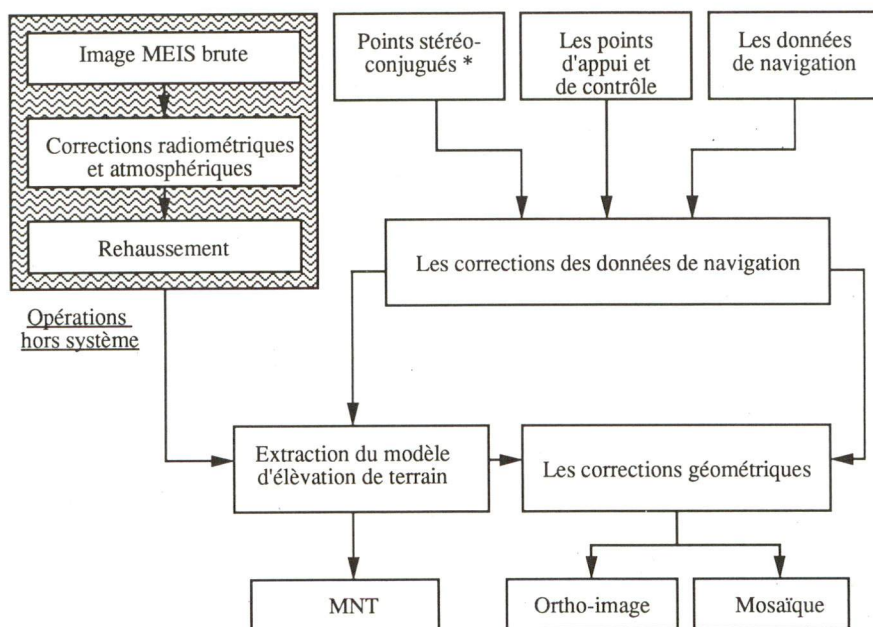
Manual of Photogrammetry, 2nd edition., 1980, *American Society of Photogrammetry and Remote Sensing*.

McColl, W. D., S. M. Till and R. A. Neville. 1984. MEIS II Operational Sensor for Multidisciplinary Applications, *9th Canadian Symposium on Remote Sensing*, pp.497-501.

Till, S. M., McColl, W. D. and R. A. Neville. 1983. Development, Field Performance and Evaluation of the MEIS II, Multi-detector Electro-optical Imaging Scanner, *Proc. 17th International Symposium on Remote Sensing of the Environment*, Ann Arbor, Michigan, pp.1137-1146.

Till, S. M. 1984. Le MEIS-II capteur électro-optique multispectral aéroportée, *Atelier MEIS, Camell Hall*, Ottawa, Ontario, Canada. 15 pages.

Till, S. M., R. A. Neville., W. D. McColl and R. P. Gauthier. 1986. The MEIS II Pushbroom Imager Four years of Operation. Progress in Imaging Sensors, *Proc. ISPRS Symposium*, Stuttgart, pp.247-253.



* : Cas des images stéréoscopiques

FIGURE 1: LES PRINCIPALES ÉTAPES DU SYSTEME GEOCOR